

**PERAMALAN PERMINTAAN KOMODITI KOPI ROBUSTA
MENGUNAKAN METODE JARINGAN SARAF TIRUAN (JST)
(Studi Kasus di PTPN XII Kebun Bangelan, Kab. Malang)**

SKRIPSI

**Oleh:
YANE PRATIWI
135100300111022**



**JURUSAN TEKNOLOGI INDUSTRI PERTANIAN
FAKULTAS TEKNOLOGI PERTANIAN
UNIVERSITAS BRAWIJAYA
MALANG
2018**

**PERAMALAN PERMINTAAN KOMODITI KOPI ROBUSTA
MENGUNAKAN METODE JARINGAN SARAF TIRUAN (JST)
(Studi Kasus di PTPN XII Kebun Bangelan, Kab. Malang)**

**Oleh:
YANE PRATIWI
135100300111022**

**Sebagai salah satu syarat untuk memperoleh
gelar Sarjana Teknik**



**JURUSAN TEKNOLOGI INDUSTRI PERTANIAN
FAKULTAS TEKNOLOGI PERTANIAN
UNIVERSITAS BRAWIJAYA
MALANG
2018**

LEMBAR PERSETUJUAN

Judul : Peramalan Permintaan Komoditi Kopi Robusta menggunakan Metode Jaringan Saraf Tiruan (JST) (Studi Kasus di PTPN XII Kebun Bangelan , Kab. Malang)

Nama : Yane Pratiwi

NIM : 135100300111022

Jurusan : Teknologi Industri Pertanian

Fakultas : Teknologi Pertanian

Pembimbing Pertama,



Mas'ud Effendi, STP, MP.
NIP. 19800823 200501 1 003

Pembimbing Kedua,



Ir. Usman Effendi, MS.
NIP. 19610727 198701 1 001

Tanggal Persetujuan:

16 April 2018

Tanggal Persetujuan:

2 Mei 2018

LEMBAR PENGESAHAN

Judul TA : Peramalan Permintaan Komoditi Kopi Robusta menggunakan Metode Jaringan Saraf Tiruan (JST) (Studi Kasus di PTPN XII Kebun Bangelan , Kab. Malang)

Nama Mahasiswa : Yane Pratiwi

NIM : 135100300111022

Jurusan : Teknologi Industri Pertanian

Fakultas : Teknologi Pertanian

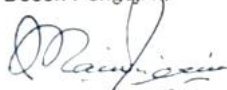
Dosen Penguji I,



Dr. Retno Astuti, STP, MT.

NIP. 19700521 200212 2 001

Dosen Penguji II,



Mas'ud Effendi, STP, MP.

NIP. 19800823 200501 1 003

Dosen Penguji III,



Ir. Usman Effendi, MS.

NIP. 19610727 198701 1 001



Ketua Jurusan,

Dr. Sutipto, STP, MP.

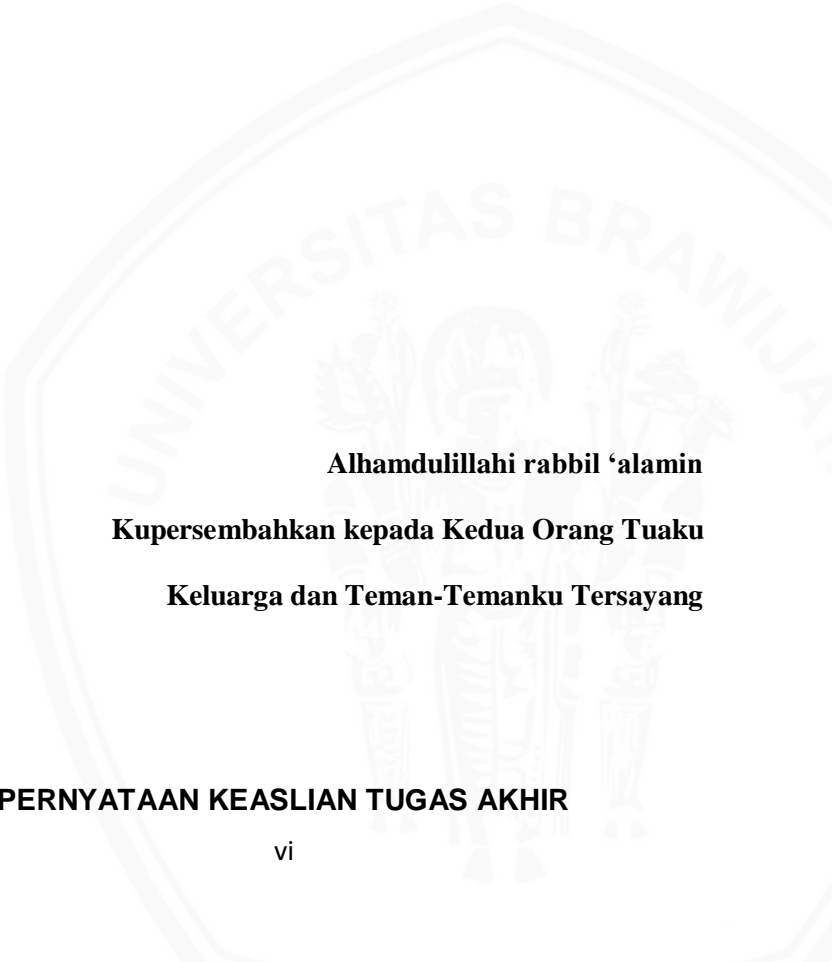
NIP. 19730602 199903 1 001

Tanggal Lulus TA:

RIWAYAT HIDUP



Penulis bernama lengkap Yane Pratiwi lahir di kota Balikpapan pada tanggal 29 Agustus 1995. Penulis adalah anak kedua dari tiga bersaudara dari Bapak Yoni Supriyono dan Ibu Hartati. Penulis menyelesaikan pendidikan Sekolah Dasar di Sekolah Dasar Patra Dharma 1 Balikpapan pada tahun 2007. Penulis melanjutkan sekolah di Sekolah Menengah Pertama Negeri 2 Balikpapan dan menyelesaikan pendidikannya pada tahun 2010, kemudian melanjutkan sekolah di Sekolah Menengah Atas Negeri 1 Balikpapan. Penulis aktif dalam kegiatan olimpiade Pkn (Pendidikan Kewarganegaraan) di sekolahnya. Penulis menyelesaikan pendidikan Sekolah Menengah Atas dan lulus tahun 2013. Selanjutnya di tahun yang sama penulis melanjutkan pendidikannya di Universitas Brawijaya Malang, Fakultas Teknologi Pertanian, Jurusan Teknologi Industri Pertanian. Tahun 2018, penulis berhasil menyelesaikan pendidikannya di Jurusan Teknologi Industri Pertanian.



**Alhamdulillah rabbil ‘alamin
Kupersembahkan kepada Kedua Orang Tuaku
Keluarga dan Teman-Temanku Tersayang**

PERNYATAAN KEASLIAN TUGAS AKHIR

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama Mahasiswa : Yane Pratiwi
NIM : 135100300111022
Jurusan : Teknologi Industri Pertanian
Fakultas : Teknologi Pertanian
Judul Tugas Akhir : Peramalan Permintaan Komoditi Kopi
Robusta menggunakan Metode Jaringan
Saraf Tiruan (JST) (Studi Kasus di PTPN
XII Kebun Bangelan , Kab. Malang)

Menyatakan bahwa,

Tugas akhir dengan judul di atas merupakan karya asli penulis tersebut di atas. Apabila di kemudian hari terbukti pernyataan ini tidak benar saya bersedia dituntut sesuai hukum yang berlaku.

Malang, Mei 2018

Yane Pratiwi

NIM.135100300111022

repository.ub.ac.id

YANE PRATIWI. 135100300111022. Peramalan Permintaan Komoditi Kopi Robusta menggunakan Metode Jaringan Saraf Tiruan (JST) (Studi Kasus di PTPN XII Kebun Bangelan, Kab. Malang). Tugas Akhir. Dosen Pembimbing Mas'ud Effendi, STP, MP dan Ir. Usman Effendi, MS.

RINGKASAN

Kopi adalah salah satu komoditi andalan sektor perkebunan di Indonesia. Ekspor kopi merupakan salah satu sumber utama devisa dan pendapatan nasional bagi banyak negara berkembang, termasuk Indonesia. Jumlah ekspor kopi dari Indonesia berdasar data ICO (International Coffee Organisation) Januari 2016 sebesar 24,54 ton dan Januari 2017 sebesar 34,32 ton mengalami peningkatan yang cukup besar yaitu 40%. Indonesia tercatat sebagai produsen kopi terbesar ketiga di dunia setelah negara Brazil dan Vietnam. Komoditas kopi memiliki pertumbuhan produktivitas dan harga jual yang cenderung meningkat. Jumlah permintaan kopi tidak pasti, naik dan turun setiap tahunnya. Oleh karena itu perlu dilakukan peramalan permintaan berkaitan dengan kebutuhan manajemen produksi/operasi seperti perencanaan, penjadwalan, dan persediaan. PT. Perkebunan Nusantara XII Kebun Bangelan (PTPN XII) merupakan salah satu perusahaan BUMN (Badan Usaha Milik Negara) yang bergerak di bidang industri biji kopi. Selain biji kopi, PTPN XII juga menghasilkan cengkeh, merica, dan pisang. Tujuan penelitian ini dilakukan untuk meramalkan permintaan komoditas kopi robusta di PTPN XII.

Penelitian ini menggunakan metode Jaringan Saraf Tiruan (JST) dengan model backpropagation. Jaringan Saraf Tiruan (JST) merupakan salah satu metode peramalan yang dapat digunakan untuk meramalkan permintaan yang memiliki karakteristik menyerupai jaringan syaraf manusia sebagai sistem pemrosesan informasi. Jaringan saraf tiruan memiliki beberapa kelebihan yaitu, memiliki kemampuan dalam penyelesaian data yang kompleks atau yang tidak tepat. Jaringan saraf tiruan juga memiliki kemampuan untuk menemukan pola (pattern) dan trend yang terlalu kompleks agar

dapat dikenali oleh manusia atau teknik komputasi lainnya. Backpropagation merupakan salah satu algoritma pembelajaran dalam jaringan saraf tiruan. Proses pembelajaran dalam backpropagation dilakukan dengan penyesuaian bobot-bobot jaringan saraf tiruan dengan arah mundur.

Arsitektur terbaik yang didapatkan pada penelitian ini adalah persentase dataset 80% training dan 20% testing dengan arsitektur jaringan terbaik 4-8-2-1 (4 neuron input, 8 neuron hidden layer pertama, 2 neuron hidden layer kedua. Parameter terbaik menggunakan learning rate 0,01 dan momentum 0.05 menghasilkan nilai R testing 0.8001 dan nilai MSE testing 0.5034. Arsitektur ini tidak dapat digunakan untuk melakukan peramalan permintaan kopi pada tahun berikutnya karena nilai MSE yang dihasilkan belum mencapai nilai goal MSE (0.01) yang telah ditentukan.

Kata Kunci: Backpropagation, Jaringan Saraf Tiruan (JST), Kopi Robusta, Peramalan Permintaan.

repository.ub.ac.id

YANE PRATIWI. 135100300111022. Demand Forecasting of Robusta Coffee Commodity using Artificial Neural Network (ANN) Method (Case Study on PTPN XII Kebun Bangelan, Malang Regency). Thesis. Advisor: Mas'ud Effendi, STP, MP and Ir. Usman Effendi, MS.

SUMMARY

Coffee is one of the main commodities of plantation sector in Indonesia. Coffee exports are one of the main sources of foreign exchange and national income for many developing countries, including Indonesia. The number of coffee exports from Indonesia based on ICO (International Coffee Organization) data of January 2016 was 24.54 tons and January 2017 was 34.32 tons showed a significant increase about 40%. Indonesia is listed as the third largest coffee producer in the world after Brazil and Vietnam. Coffee commodity has productivity growth and their selling prices tend to increase. The number of coffee demand is uncertain, can be increase or decrease for each year. Therefore it is necessary to forecast demand related to the needs of production management / operations such as planning, scheduling, and inventory. PT. Perkebunan Nusantara XII Bangelan Plantation (PTPN XII) is one of State-Owned Enterprises as industry that produce coffee bean. In addition to coffee beans, PTPN XII also produces cloves, peppers, and bananas. The purpose of this research is to predict robusta coffee demand in PTPN XII.

This research uses Artificial Neural Network (ANN) method with backpropagation model. Artificial Neural Network (ANN) is one of the forecasting methods that can be used to predict demand that has characteristics resembling human neural network as information processing system. Artificial neural networks have several advantages that is, have the ability in the completion of complex or inappropriate data. Artificial neural networks also have the ability to find patterns and trends that are too complex to be recognized by humans or other computing techniques. Backpropagation is one of the learning algorithms in artificial neural networks. The learning

process in backpropagation is done by adjusting the weight of artificial neural networks with the backward direction.

The best architecture found in this research is the percentage of 80% training dataset and 20% testing with the best network architecture 4-8-2-1 (4 input neurons, 8 first hidden layer neurons, 2 second hidden layer neurons, 1 output neuron). The best parameters used learning rate with the number 0.01 and momentum with the number 0.05 resulted in a value of R testing 0.8001 and MSE testing value 0.5034.

Keywords: *Artificial Neural Network (ANN), Backpropagation, Robusta Coffee, Demand Forecasting.*

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	ii
LEMBAR PERSETUJUAN	iii
LEMBAR PENGESAHAN	iv
RIWAYAT HIDUP	v
HALAMAN PERUNTUKAN	vi
PERNYATAAN KEASLIAN TUGAS AKHIR	vii
RINGKASAN	viii
SUMMARY	x
DAFTAR ISI.....	xii
DAFTAR TABEL	xiv
DAFTAR GAMBAR	xv
DAFTAR LAMPIRAN	xvi
 BAB I PENDAHULUAN.....	 1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah.....	3
1.3 Tujuan Penelitian.....	4
1.4 Manfaat Penelitian.....	4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	5
2.1 Kopi.....	5
2.2 Kopi sebagai Komoditas Ekspor	6
2.3 Peramalan	7
2.4 Faktor- Faktor yang Mempengaruhi Jumlah Permintaan....	9
2.5 Jaringan Saraf Tiruan	10
2.6 <i>Backpropagation</i>	12
2.7 Penelitian Terdahulu	18
BAB III METODE PENELITIAN.....	23
3.1 Tempat dan Waktu Penelitian	23
3.2 Batasan Masalah	23
3.3 Prosedur Penelitian.....	23
3.3.1 Survei Pendahuluan.....	24
3.3.2 Identifikasi Masalah.....	25
3.3.3 Studi Literatur.....	25
3.3.4 Pengumpulan Data	25
3.3.5 Pengolahan Data	25
3.3.6 Verifikasi	30

3.3.7 Kesimpulan dan Saran.....	30
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	31
4.1 Profil Perusahaan	31
4.2 Produk	32
4.3 Produksi.....	33
4.4 Pemodelan Jaringan Saraf Tiruan.....	35
4.5 Arsitektur Backpropagation	37
4.6 Verifikasi	41
4.7 Hasil Peramalan	44
BAB V PENUTUP.....	47
5.1 Kesimpulan	47
5.2 Saran	47
DAFTAR PUSTAKA.....	49
LAMPIRAN	55

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Fungsi Aktivasi.....	17
Tabel 4.1 Koefisien Korelasi <i>Testing</i> Model Terbaik	37
Tabel 4.2 Koefisien Korelasi dan MSE Jaringan Terbaik 1	39
Tabel 4.3 Koefisien Korelasi dan MSE Jaringan Terbaik 2	39
Tabel 4.4 Koefisien Korelasi dan MSE Terbaik (lr dan mc)	40

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Struktur Unit Jaringan Saraf Tiruan.....	12
Gambar 2.2 Jaringan <i>Single Layer</i>	14
Gambar 2.3 Jaringan <i>Multilayer</i>	15
Gambar 2.4 Jaringan <i>Competitive Layer Net</i>	16
Gambar 2.5 Kurva Fungsi Aktivasi	17
Gambar 3.1 Diagram Alir Prosedur Penelitian	24
Gambar 4.1 Arsitektur JST <i>Backpropagation</i> Terpilih	41
Gambar 4.2 <i>Mean Square Error</i> (MSE) dan Jumlah Iterasi	42
Gambar 4.3 Koefisien Korelasi	43
Gambar 4.4 Grafik Jumlah Permintaan	44

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1. Alur Proses Produksi.....	57
Lampiran 2. Mutu Kopi.....	59
Lampiran 3. Input data.....	61
Lampiran 4. Hasil Pengolahan JST (1 <i>Hidden Layer</i>).....	65
Lampiran 5. Hasil Pengolahan JST (2 <i>Hidden Layer</i> 60%40%).....	67
Lampiran 6. Hasil Pengolahan JST (2 <i>Hidden Layer</i> 70%30%).....	69
Lampiran 7. Hasil Pengolahan JST (2 <i>Hidden Layer</i> 80%20%).....	71
Lampiran 8. <i>Source Code</i> JST Algoritma <i>Backpropagation</i>	73
Lampiran 9. Hasil Pengolahan JST ($lr=0.1$, $mc=0.9$).....	75
Lampiran 10. Hasil Pengolahan JST ($lr=0.01$, $mc=0.5$).....	77
Lampiran 11. Arsitektur Jaringan Terbaik.....	79
Lampiran 12. Jumlah Permintaan	81

BAB I PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Tanaman kopi (*Coffea sp.*) termasuk salah satu komoditi strategis atau potensial. Ekspor kopi merupakan salah satu sumber utama devisa dan pendapatan nasional bagi banyak negara berkembang. Minuman kopi dikonsumsi sekitar 2,25 milyar gelas setiap hari di seluruh dunia (Ponte, 2002) dan total konsumsi kopi menurut data ICO (*International Coffee Organization*) pada tahun 2015-2016 mencapai 9.343 ton. Kopi memiliki beberapa manfaat yang sudah banyak dibuktikan oleh masyarakat (Panggabean, 2010) seperti menguatkan pencernaan makanan dan melancarkan peredaran darah (Jampes, 2009).

Kopi adalah salah satu komoditas andalan sektor perkebunan di Indonesia. Komoditas kopi menjadi penyedia lapangan kerja di Indonesia melalui beberapa kegiatan, yaitu pengolahan, pemasaran, dan perdagangan (ekspor dan impor) (Chandra *et al*, 2013). Jumlah ekspor kopi dari Indonesia berdasarkan data ICO pada bulan Januari 2016 sebesar 24,54 ton dan bulan Januari 2017 sebesar 34,32 ton mengalami peningkatan yang cukup besar yaitu 40%. Menurut data FAO (*Food and Agriculture Organization*) (2015), Indonesia tercatat sebagai negara produsen kopi terbesar ketiga di dunia setelah negara Brazil dan Vietnam. Perkebunan kopi di Indonesia mempunyai lahan terluas ketiga setelah karet dan kelapa sawit. Komoditas kopi juga memiliki pertumbuhan produktivitas dan harga jualnya yang cenderung meningkat (Suwanto dkk, 2014). Areal kopi di Jawa Timur pada tahun 2012 seluas 99.122 ha dengan produksi 54.239 ton dan areal milik Perkebunan Besar Negara seluas 21.327 ha (21,15 %).

PT. Perkebunan Nusantara XII Kebun Bangelan (PTPN XII) merupakan salah satu perusahaan BUMN (Badan Usaha Milik Negara) yang bergerak di bidang industri biji kopi. Selain biji kopi, PTPN XII juga menghasilkan cengkeh, merica, dan

repository.ub.ac.id

pisang. Produk yang diproduksi paling tinggi PTPN XII Bangelan adalah kopi Robusta.

Jumlah permintaan kopi tidak pasti, naik dan turun setiap tahunnya. Penjualan kopi dilakukan secara lelang yang kemudian akan dilakukan kontrak dalam setahun. Kontrak tersebut dilakukan sebelum masa panen kopi yaitu sekitar bulan April hingga Juni. Lelang dan kontrak dilakukan oleh bagian pemasaran PTPN XII yang berada di kantor pusat PTPN XII Surabaya. Kontrak hanya dilakukan dalam satu periode yaitu sekitar pertengahan tahun hingga akhir tahun atau berlanjut pada awal tahun berikutnya. PTPN XII sendiri tidak memiliki metode peramalan secara khusus untuk meramalkan volume penjualan kedepannya. Terkadang dapat memenuhi permintaan dan terkadang justru kekurangan persediaan.

Peramalan permintaan penting dilakukan oleh suatu perusahaan. Peramalan dilakukan untuk meramalkan keadaan pada masa yang akan datang (Prasetya dan Fitri, 2009) menggunakan data histori/masa lalu (Febrina dkk, 2013). Peramalan (*forecasting*) memerlukan pengambilan data historis (masa lalu) dan memproyeksikannya ke masa depan dengan beberapa model matematis. Peramalan juga dapat berupa kombinasi penilaian subjektif seorang manajer dan model matematis (Subagyo, 2007). Naik turunnya jumlah permintaan menyebabkan perlunya dilakukan peramalan terhadap jumlah permintaan. Tindakan ini bertujuan agar dapat memperkirakan besarnya jumlah permintaan setiap bulannya pada tahun berikutnya. Hal ini juga dapat membantu manajer dalam memperkirakan produksi ke depan, mengoptimalkan produksi, dan meminimalkan biaya.

Peramalan permintaan produk menjadi sangat dibutuhkan berkaitan dengan manajemen produksi/operasi. Peramalan tersebut merupakan prasyarat untuk beberapa kegiatan operasional dan peramalan masa yang akan datang dapat membantu manajer dalam membuat perencanaan tingkat aktivitas yang diharapkan. Manajemen produksi menggunakan hasil peramalan tersebut dalam menentukan keputusan secara berkelanjutan seperti perencanaan, penjadwalan, dan persediaan. Lewis (1997) menyatakan bahwa pengendalian

persediaan dilakukan dalam mengendalikan jumlah persediaan yang diselenggarakan untuk memenuhi permintaan sehingga terjadi bisnis yang ekonomis. Dalam mewujudkannya, meramalkan tingkat permintaan di masa mendatang jelas diperlukan. Perusahaan dapat menghindari kelebihan maupun kekurangan stok, sehingga permintaan dapat dipenuhi secara optimal. Selain itu, peramalan permintaan juga dapat membantu manajer dalam memperkirakan biaya yang harus dikeluarkan dalam suatu periode. Hal ini dapat menghindari pengeluaran yang tidak perlu dan dapat menggunakan biaya tersebut untuk mengembangkan perusahaan dan memperbaiki fasilitas demi kesejahteraan karyawan.

Jaringan Saraf Tiruan (*Artificial Neural Network*) salah satu metode peramalan yang dapat digunakan untuk meramalkan permintaan produk. Jaringan syaraf Tiruan (JST) mempunyai karakteristik menyerupai jaringan syaraf manusia sebagai sistem pemrosesan informasi (Hermawan, 2006). Penelitian ini menggunakan metode Jaringan syaraf tiruan dengan model *Backpropagation* dalam meramalkan permintaan kopi robusta di PTPN XII, dimana model *Backpropagation* merupakan salah satu model Jaringan Saraf Tiruan yang memiliki beberapa kelebihan dibanding model lainnya (Siang, 2005). Dengan menggunakan metode JST, diharapkan dapat meramalkan permintaan dan membantu manajer dalam merencanakan dan menjadwalkan produksi biji kopi di PTPN XII.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah dipaparkan sebelumnya, maka dapat ditentukan rumusan masalah penelitian ini. Rumusan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana rancangan arsitektur jaringan saraf tiruan terbaik dalam meramalkan permintaan kopi di PT. Perkebunan Nusantara XII ?
2. Apakah model dapat digunakan pada peramalan tahun berikutnya?

1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan yang ingin dicapai dalam pelaksanaan penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Merancang arsitektur jaringan saraf tiruan terbaik dalam peramalan permintaan kopi di PT. Perkebunan Nusantara XII Bangelan.
2. Membandingkan hasil peramalan model terbaik dengan data permintaan tahun 2017.

1.4 Manfaat Penelitian

Manfaat penelitian yang diadakan di PT Perkebunan Nusantara XII Kebun Bangelan adalah sebagai berikut:

1. Penelitian ini dapat menjadi referensi atau masukan mengenai peramalan permintaan komoditi kopi.
2. Memberi masukan kepada perusahaan mengenai penerapan peramalan permintaan menggunakan metode Jaringan Saraf Tiruan.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Kopi

Tumbuhan kopi (*Coffea* Sp.) termasuk familia Rubiaceae yang mempunyai sekitar 500 jenis dengan tidak kurang dari 600 species (Siswoputranto, 1993). Kopi adalah suatu jenis minuman yang berasal dari biji tanaman kopi yang dipanggang (Rosliyani, 2008). Tanaman kopi memiliki buah berbentuk biji-bijian yang tumbuh di daerah tropis. Biji kopi tersebut memerlukan proses lebih lanjut untuk kemudian dapat dijadikan bahan minuman.

Komoditas kopi memiliki beberapa peran penting yaitu sebagai sumber pendapatan bagi petani, sumber devisa, penghasil bahan baku industri, dan penyedia lapangan kerja (Chandra et al, 2013). Perkebunan kopi di Indonesia tersebar di beberapa daerah, yaitu Jawa Barat, Jawa Timur, Sumatera Selatan, Bengkulu, Sumatera Utara, Lampung, Sulawesi, serta Flores (Suwanto et al, 2014). Terdapat 40 jenis varietas kopi (Ferlianto et al, 2006) dan tiga jenis kopi yang sering dibudidayakan dalam dunia perdagangan, yaitu kopi arabika, robusta, dan liberika (Suwanto dkk, 2014). Jenis kopi yang paling banyak diekspor dari Indonesia adalah kopi Arabika dan Robusta. Menurut Rosliyani (2008), arabika merupakan kopi tradisional, dan dianggap paling enak rasanya. Sedangkan robusta mengandung kafein yang lebih tinggi dan biasa digunakan dalam beberapa campuran espresso.

Coffea canephora atau yang biasa disebut dengan kopi robusta merupakan jenis kopi yang biasa digunakan sebagai bahan dasar kopi instan. Kopi robusta memiliki kandungan kafein yang lebih tinggi yaitu mencapai 2,8%. Kopi robusta memiliki cita rasa yang lebih netral tetapi memiliki aroma yang lebih kuat. Pohon kopi robusta dapat mencapai 12 meter dan ditanam di daerah lebih rendah dibanding kopi arabika (Sopyan, 2012). Pohon kopi robusta biasanya tumbuh di delta sungai dan penanamannya lebih mudah dibanding kopi arabika. Kopi

repository.ub.ac.id

robusta berbunga 4 kali dalam setahun dan umumnya menghasilkan 4 pon per tanaman (Ferlianto dkk, 2006).

Terdapat dua jenis pengolahan kopi, yaitu pengolahan kering (dry process) dan pengolahan basah (wet process). Menurut Suwanto et al. (2014), pengolahan kering dilakukan untuk kopi yang berwarna hijau, terkena serangan bubuk, dan hama. Tahapannya terdiri dari sortasi gelondong, pengeringan, dan pengupasan. Rahardjo (2012) menyatakan bahwa syarat mutu khusus untuk kopi robusta pengolahan kering diantaranya ukuran biji harus memenuhi persyaratan tidak lolos ayakan ukuran berdiameter 6,5 mm. Biji kopi robusta dengan pengolahan basah dibedakan berdasarkan ukuran besar, sedang, dan kecil. Biji besar adalah yang tidak lolos ayakan lubang bulat ukuran diameter 7,5 mm. Biji sedang adalah yang lolos ayakan lubang bulat diameter 6,6 mm dan tidak lolos ayakan lubang bulat diameter 5,5 mm.

Pada metode olah kering, buah kopi yang telah dipanen dikeringkan di bawah sinar matahari. Setelah kering, buah kopi dibuang kulitnya secara mekanis menggunakan mesin pengupas kopi gelondong. Metode olah basah melakukan pengeringan dengan mesin dan umumnya dapat menghasilkan biji kopi dengan mutu lebih baik.

2.2 Kopi sebagai Komoditas Ekspor

Kopi merupakan komoditas ekspor karena sekitar 60% dari jumlah produksi kopi nasional diekspor. Ekspor kopi Indonesia tidak hanya dalam bentuk biji, tetapi juga dalam bentuk olahan. Ekspor produk olahan kopi di Indonesia masih sangat kecil dibandingkan dengan ekspor biji kopi yang mencapai sekitar 99%. Beberapa negara utama yang menjadi tujuan ekspor biji kopi dari Indonesia adalah Amerika Serikat, Jerman, dan Jepang (Raharjo, 2012).

Kopi yang akan di ekspor terlebih dahulu dilakukan pelelangan harga. Menurut Pitoyo (2012), lelang merupakan proses penjualan barang yang terbuka untuk umum dengan penawaran harga tertulis maupun lisan untuk mencapai harga tertinggi dengan didahului pengumuman lelang. Perusahaan

repository.ub.ac.id

yang ikut serta pelelangan dapat berupa distributor dari Indonesia atau konsumen langsung dari luar negeri.

2.3 Peramalan

Peramalan (*forecasting*) merupakan seni dan ilmu memprediksi peristiwa-peristiwa masa yang akan datang. Peramalan memerlukan pengambilan data historis (masa lalu) dan memproyeksikannya ke masa depan dengan beberapa model matematis. Peramalan juga dapat berupa kombinasi penilaian subjektif seorang manajer dan model matematis (Subagyo, 2007).

Peramalan dikelompokkan menjadi tiga bagian berdasarkan horizon waktu, yaitu peramalan jangka panjang, peramalan jangka menengah, dan peramalan jangka pendek. Peramalan jangka panjang biasanya menggunakan pendekatan kualitatif, sedangkan peramalan jangka menengah dan jangka pendek menggunakan pendekatan kuantitatif (Prasetya dan Fitri, 2009). Berikut penjelasan mengenai ketiga jenis peramalan tersebut menurut Siagian (2005):

1. Peramalan jangka pendek merupakan peramalan dalam jangka waktu kurang dari 3 bulan. Peramalan ini biasa digunakan dalam perencanaan pembelian, penjadwalan kerja, jumlah tenaga kerja, penugasan, dan tingkat produksi
2. Peramalan jangka menengah mencakup waktu antara 3 bulan hingga 3 tahun. Peramalan ini digunakan dalam perencanaan penjualan, perencanaan penganggaran produksi, penganggaran kas, dan menganalisis berbagai rencana operasi.
3. Peramalan jangka panjang mencakup waktu 3 tahun atau lebih. Peramalan ini digunakan dalam merencanakan produk baru, pengeluaran modal, lokasi fasilitas, ekspansi, penelitian, dan pengembangan.

Peramalan (*forecasting*) sangat penting dalam memperkirakan berapa besarnya jumlah permintaan (*demand*). Terdapat dua pendekatan yang dapat dipakai dalam melakukan peramalan (*forecasting*) dalam suatu bisnis, yaitu analisis kuantitatif dan analisis kualitatif (Rangkuti, 2005). Analisis

kuantitatif banyak menggunakan pendekatan model matematik dengan menggunakan data yang bersifat historis dan kausal. Sedangkan analisis kualitatif menggunakan pendekatan yang bersifat subjektif yang berhubungan dengan pengambilan keputusan, seperti emosi dan pengalaman pribadi. Beberapa model peramalan kualitatif yaitu metode dugaan manajemen (*management estimate*), riset pasar (*market research*), metode kelompok terstruktur (*structured group methods*), dan analogi historis (*historical analogy*). Beberapa contoh model peramalan kuantitatif yaitu *moving average*, *exponential smoothing*, *trend projection*, dan model kausal seperti model regresi (Gaspersz, 2005) dan Jaringan Saraf Tiruan (Zhang, 2004). Metode *time series* merupakan metode yang mempertimbangkan data *time series* untuk meramalkan variabel yang kita inginkan untuk masa yang akan datang. Sedangkan metode regresi meramal suatu variabel (bebas/terikat) dengan mengekspresikan variabel tersebut menggunakan fungsi matematik dengan variabel-variabel (bebas) yang berhubungan dengan variabel-variabel terikat tersebut. Hubungan kausalitas (sebab-akibat) antara variabel bebas dan variabel terikat mengacu pada teori fakta yang mengindikasikan adanya hubungan kausalitas tersebut (Narchrow dan Hardius, 2004).

Peramalan permintaan merupakan suatu proyeksi/perkiraan permintaan produk maupun layanan dalam suatu perusahaan dengan tujuan untuk mengendalikan produksi, kapasitas serta sistem penjadwalan dan menjadi input perencanaan keuangan, pemasaran serta sumber daya (Prasetya dan Fitri, 2009). Peramalan permintaan biasa dilakukan dalam analisis aspek pasar dan pemasaran. Menurut Subagyo (2007), terdapat delapan tahap yang perlu diperhatikan dalam proses peramalan. Tahap pertama yaitu menentukan tujuan dilakukannya kegiatan peramalan. Kedua, memilih objek yang akan diramalkan, horizon waktu peramalan, dan model peramalan yang akan digunakan. Selanjutnya melanjutkan pengumpulan data-data yang dibutuhkan dan menentukan model yang tepat, serta melakukan peramalan dan menerapkan hasilnya.

2.4 Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Jumlah Permintaan

Tinggi rendahnya jumlah permintaan dapat dipengaruhi oleh beberapa faktor. Faktor-faktor tersebut diantaranya menurut Fatmawati *et al.*(2016) adalah jumlah produksi, harga penjualan, dan Soviandre *et al.* (2014) menyatakan bahwa terdapat pengaruh bersama antara produksi kopi domestik, harga kopi internasional, dan nilai tukar Rupiah terhadap US Dollar terhadap volume ekspor kopi.

1. Biaya Produksi

Biaya diperlukan dalam kegiatan produksi untuk mengubah input menjadi output. Biaya produksi adalah seluruh pengeluaran yang dikeluarkan oleh perusahaan untuk menghasilkan output (Sugiarto *et al.*, 2002). Menurut Sofiah *et al.* (2008), biaya produksi merupakan salah satu faktor yang mempengaruhi permintaan. Meningkatkan biaya produksi akan mendorong penjual untuk menawarkan barang dan jasa dalam jumlah terbatas, sehingga penjualan menurun. Kondisi *real* perusahaan menjual kopi sesuai dengan jumlah permintaan, sehingga permintaan sama dengan penjualan.

2. Jumlah Persediaan

Persediaan adalah barang yang dibeli, diproduksi, atau dimiliki oleh perusahaan yang mudian dijual kembali oleh perusahaan kepada konsumen. Manajer operasi dapat memilih strategi yang terbaik agar memenuhi permintaan dan mendapatkan keuntungan optimal menggunakan beberapa metode dalam perencanaan agregat. Perencanaan agregat diperlukan karena akan mempengaruhi kemampuan perusahaan agar dapat memenuhi permintaan dan dalam persaingan dengan perusahaan lain. Salah satu startegi yang digunakan dalam perencanaan agregat yaitu melakukan variasi tingkat persediaan (Prasetya dan Fitri, 2009). Persediaan dengan jumlah yang kecil akan menurunkan tingkat permintaan yang mungkin saja seharusnya tinggi.

3. Harga Kopi Internasional

Harga Kopi internasional merupakan salah satu patokan dalam penjualan kopi di seluruh dunia. Harga Kopi di London adalah harga kopi internasional yang digunakan. Harga kopi berubah setiap harinya dipengaruhi oleh ketersediaan kopi di dunia serta politik.

4. Nilai Tukar Rupiah terhadap US Dollar

Nilai Tukar adalah perbandingan persentase perubahan antara mata uang dalam negeri dengan mata uang luar negeri (Azis *et al.*, 2015). Kurs (*exchange rate*) antara dua Negara adalah tingkat harga yang disepakati penduduk kedua negara untuk saling melakukan perdagangan. Harga pokok penjualan ditentukan oleh perusahaan dalam bentuk rupiah dan kopi dijual oleh pihak pusat Surabaya menggunakan dollar. Tingginya nilai tukar rupiah ke dollar akan menurunkan tingkat permintaan karena harga yang akan semakin meningkat.

2.5 Jaringan Saraf Tiruan

Jaringan saraf tiruan (JST) merupakan sistem pemrosesan informasi yang memiliki karakteristik serupa dengan jaringan saraf biologis manusia yang terdiri dari sejumlah besar elemen-elemen pemrosesan sederhana yang disebut *neuron*, unit, sel, atau *node*. Setiap *neuron* tersebut terhubung ke *neuron* lainnya dengan sarana hubungan komunikasi terarah yang masing-masing hubungan memiliki bobot yang saling terkait. Bobot itulah yang digunakan oleh jaringan untuk memecahkan masalah (Irwansyah dan Muhammad, 2015).

Jaringan saraf tiruan (JST) adalah metode yang biasanya digunakan dalam kegiatan penggalian data. Penggalian data (*data mining*) adalah suatu proses pemilihan data, eksplorasi, dan pembuatan model untuk mempelajari pola-pola yang sebelumnya tidak diketahui. Penggalian data umumnya dikenal sebagai “penemuan pengetahuan” (Laudon dan Jane, 2008). JST telah banyak digunakan untuk kebutuhan peramalan, termasuk peramalan penjualan, kontrol proses industri,

penelitian pelanggan, validasi data, manajemen resiko, dan target pemasaran (Desiani dan Muhammad, 2006).

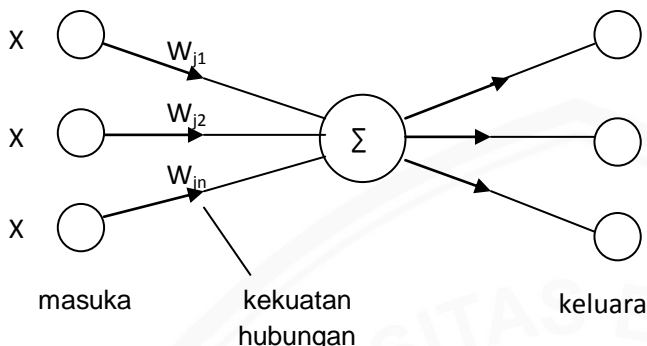
Jaringan saraf tiruan memiliki beberapa kelebihan yaitu, memiliki kemampuan dalam penyelesaian data yang kompleks atau yang tidak tepat. Jaringan saraf tiruan juga memiliki kemampuan untuk menemukan pola (*pattern*) dan *trend* yang terlalu kompleks agar dapat dikenali oleh manusia atau teknik komputasi lainnya. Dalam penerapannya, jaringan saraf tiruan dapat menyelesaikan tugas yang tidak dapat dikerjakan oleh program linier. Jika sebuah elemen dari jaringan saraf tiruan gagal, maka jaringan dapat terus berjalan hingga mencapai hasil yang diinginkan. Jaringan saraf tiruan dapat dilatih untuk mempelajari data pelatihan, sehingga tidak perlu diprogram ulang dan dapat diterapkan pada berbagai aplikasi lainnya (Indah dan Anatta, 2011)

Jaringan Saraf Tiruan adalah program komputer yang mengambil kasus/permasalahan yang telah diamati sebelumnya dan menggunakannya untuk membangun suatu sistem hubungan di dalam jaringan *node/neuron* yang dihubungkan oleh busur/panah (Olson dan Yong, 2008). Jaringan saraf tiruan memiliki sejumlah besar *node/neuron* dan pemroses yang secara kontinyu berinteraksi satu sama lain. Manusia melatih jaringan tersebut dengan memberikan satu kelompok data pelatihan dimana masukan menghasilkan satu kelompok keluaran atau target yang telah diketahui. Jaringan saraf tiruan dapat mengorganisasikan dirinya sendiri dan dapat dilatih dengan memberikan sejumlah besar data dan membiarkan jaringan saraf tiruan itu sendiri mencari berbagai pola dan hubungan dalam data tersebut (Laudon dan Jane, 2008). Jika hasilnya berbeda, maka dilakukan koreksi dengan perhitungan lagi dan diterapkan kembali pada *node* dalam lapisan proses yang tersembunyi. Langkah-langkah ini diulang sampai tercapai suatu kondisi, seperti misalnya jumlah koreksi kurang dari angka tertentu. Struktur unit jaringan saraf tiruan dapat dilihat pada **Gambar 2.1**.

Jaringan saraf tiruan menggunakan aturan yang dipelajari dari pola-pola data yang diberikan untuk kemudian dilanjutkan

ke lapisan tersembunyi/*hidden layer*. Lapisan tersembunyi diklasifikasikan menjadi tiga lapisan, yaitu (Lesnussa, 2015) :

1. Lapisan *input*, *neuron* di dalam lapisan *input* disebut unit-unit *input*. *Neuron input* tersebut menerima pola data dari luar yang menggambarkan suatu permasalahan.
2. Lapisan tersembunyi, *neuron* di dalam lapisan tersembunyi disebut *neuron* tersembunyi. Di mana outputnya tidak dapat secara langsung diamati.
3. Lapisan *output*, *neuron* di dalam lapisan output disebut *neuron output*. *Output* dari lapisan ini merupakan solusi JST terhadap suatu permasalahan.



Gambar 2.1 Struktur unit jaringan saraf tiruan (Hermawan, 2006)

Terdapat beberapa model jaringan saraf tiruan yang biasa digunakan. Menurut Laudon dan Jane (2008), sekitar 95 persen dari aplikasi bisnis yang dilaporkan menggunakan jaringan saraf tiruan *multilayered feedforward* (*multilayered feedforward neural network*) dengan aturan pembelajaran propogasi mundur (*backpropogation*). Model ini mendukung prediksi dan klasifikasi ketika memperoleh data *input* dan *output* yang telah diketahui.

2.6 Backpropagation

Backpropagation merupakan salah satu algoritma pembelajaran dalam jaringan saraf tiruan. *Backpropagation*

dapat diaplikasikan dengan baik di bidang peramalan (*forecasting*). Siang (2006) menyatakan bahwa salah satu aplikasi *backpropagation* yaitu digunakan dalam peramalan penjualan barang melalui *record* data penjualan atau permintaan suatu produk pada beberapa bulan/tahun terakhir, untuk memperkirakan pada bulan/tahun yang akan datang. Metode *backpropagation* umumnya digunakan pada jaringan multilayer yang bertujuan untuk meminimalkan *error* pada *output* yang dihasilkan oleh jaringan selama pelatihan (Indah dan Anatta, 2011).

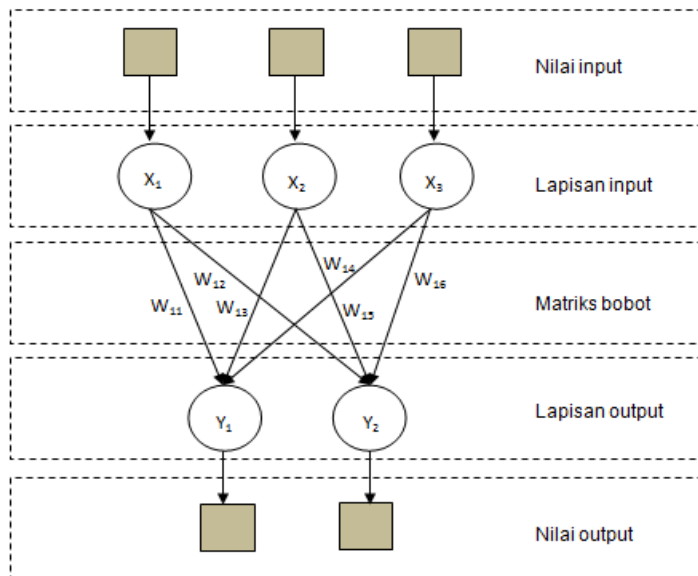
Proses pembelajaran dalam *backpropagation* dilakukan dengan penyesuaian bobot-bobot jaringan saraf tiruan dengan arah mundur berdasarkan nilai *error* yang didapatkan pada proses pembelajaran/pelatihan (Kusrini dan Emha, 2009). *Backpropagation* merupakan algoritma pelatihan *supervised* dengan banyak *layer*. Algoritma *backpropagation* dimulai dengan menghitung nilai *error* dengan fase *feedforward* dan kemudian menggunakan *error output* tersebut untuk mengubah nilai bobot-bobotnya dalam arah mundur (*backward*). Irwansyah dan Muhammad (2015) menyatakan bahwa *backpropagation* melatih jaringan untuk mendapatkan keseimbangan antara kemampuan jaringan untuk mengenali pola yang digunakan selama pelatihan serta kemampuan jaringan untuk memberikan respon yang benar terhadap pola masukan yang serupa dengan pola yang dipakai selama pelatihan.

1. Arsitektur

Arsitektur pada *neural network* adalah susunan *neuron* dalam *layer-layer* dan pada koneksi dalam *layer-layer* tersebut. Menurut Noviando *et al.* (2016), jaringan saraf tiruan diklasifikasikan sebagai jaringan lapisan tunggal (*single layer network*), jaringan banyak lapisan (*multilayer network*), dan *Competitive Layer Net*. Jumlah lapisan pada jaringan yang terbaik dipilih berdasarkan percobaan. Kusumaningsih dan Stefanus (2016) menyatakan bahwa banyaknya *input* tidak dapat dihitung sebagai banyak lapisan, dan banyaknya lapisan tidak berarti sama dengan banyak *input*.

a. *Single layer network*

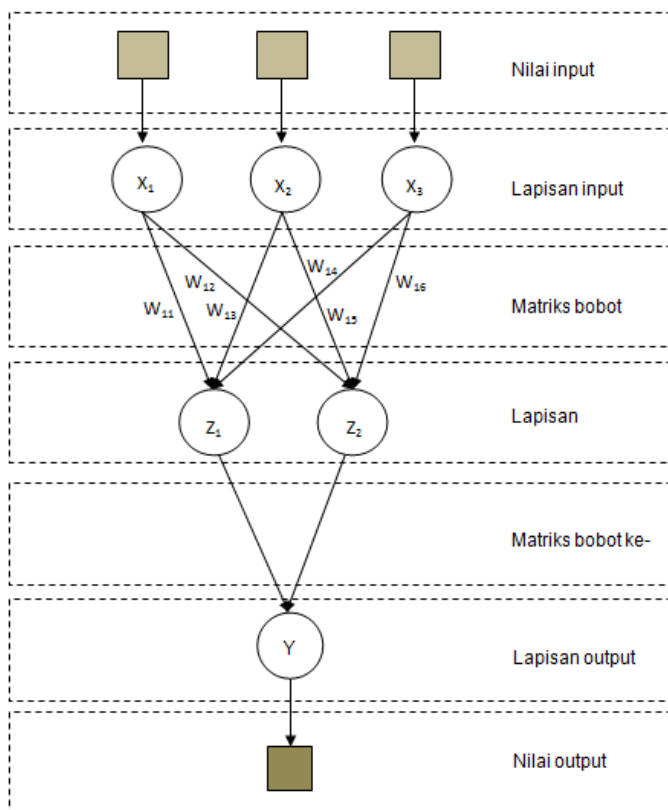
Jaringan *single layer* hanya mempunyai satu lapisan bobot koneksi (*one layer of weight*) dan hanya menerima *input*, dan kemudian akan mengolahnya menjadi *output* secara langsung tanpa harus melalui *hidden layer*. Arsitektur jaringan *single layer* dapat dilihat pada **Gambar 2.2**.



Gambar 2.2 Jaringan *Single Layer* (Hermawan , 2006)

a. *Multilayer network*

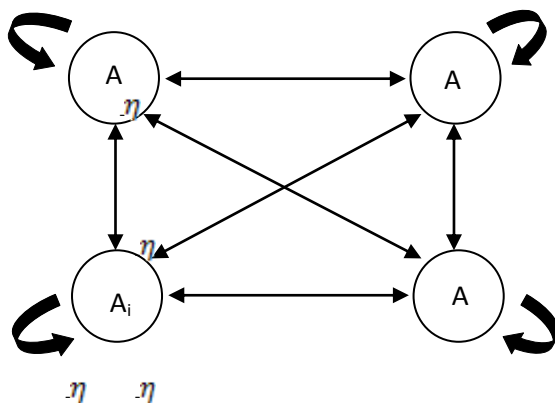
Jaringan *multilayer* ini mempunyai lapisan lebih dari satu layer dimana harus melalui *hidden layer*. *Hidden layer* tersebut berada di antara *input* dan *output*. Arsitektur jaringan *multilayer* dapat dilihat pada **Gambar 2.3**. Umumnya terdapat lapisan bobot yang terletak di antara dua lapisan yang bersebelahan. Jaringan yang *multilayer* dapat menyelesaikan permasalahan yang lebih sulit serta dengan pembelajaran yang lebih rumit dibandingkan *single layer*. Jaringan *multilayer* akan lebih berhasil dalam penyelesaian masalah walaupun akan membutuhkan waktu yang lebih lama.



Gambar 2.3 Jaringan *Multilayer* (Hermawan, 2006)

- a. *Competitive Layer Net* (Jaringan saraf dengan lapisan kompetitif)

Arsitektur *Competitive Layer Net* memiliki bentuk yang berbeda, dimana antar *neuron* dapat saling dihubungkan dan memiliki bobot berupa η (**Gambar 2.3**). Pada jaringan ini sekumpulan *neuron* bersaing untuk mendapatkan hak menjadi aktif. Umumnya hubungan antar *neuron* pada lapisan kompetitif ini tidak diperlihatkan pada diagram arsitektur.



Gambar 2.4. Jaringan *Competitive Layer Net* (Hermawan, 2006)

2. Fungsi Aktivasi

Terdapat beberapa fungsi aktivasi yang digunakan pada metode jaringan saraf tiruan yang dapat dilihat pada **Tabel 2.1** dan grafiknya pada **Gambar 2.5**. Fungsi aktivasi dalam *backpropagation* yang dipakai harus memenuhi beberapa syarat yaitu : kontinyu, terdiferensial dengan mudah dan merupakan fungsi yang tidak turun. Salah satu fungsi yang memenuhi ketiga syarat tersebut sehingga sering dipakai adalah fungsi sigmoid biner dan fungsi sigmoid bipolar (Hermawan, 2006).

3. Proses Pembelajaran

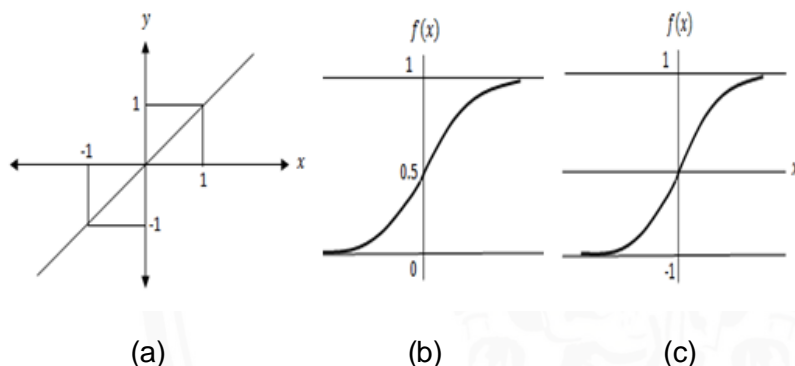
Tujuan *learning/training* adalah agar *input* yang diolah/dihitung dalam jaringan dapat menghasilkan *output* yang diinginkan. *Output* yang diharapkan adalah *output* yang konsisten. Terdapat 2 jenis metode pembelajaran pada jaringan saraf tiruan, yaitu pembelajaran terawasi (*supervised learning*) dan pembelajaran tak terawasi (*unsupervised learning*) (Wuryandari dan Irawan, 2012). Perbedaan antara pembelajaran yang diawasi dan pembelajaran tak terawasi adalah pembelajaran yang terawasi (*supervised learning*) bertujuan untuk menemukan pola baru dalam data dengan menghubungkan pola data yang ada dengan data baru.

Sedangkan pada pembelajaran tanpa pengawasan (*unsupervised learning*), data belum memiliki pola, dan tujuan pembelajaran yang tidak imajinatif untuk menemukan pola dalam data (Athoillah *et al.*, 2015).

Tabel 2.1. Fungsi Aktivasi

Nama Fungsi	Fungsi	Keterangan
Fungsi Linear (identitas)	$Y = X$	Memiliki nilai output yang sama dengan nilai <i>input</i>
Fungsi Sigmoid Biner	$Y = f(x) = \frac{1}{(1 + e^{-\sigma x})}$	Digunakan untuk jaringan saraf dengan menggunakan metode <i>backpropagation</i> dengan output range 0 sampai 1.
Fungsi Sigmoid Bipolar	$Y = f(x) = \frac{1 - e^{-x}}{(1 + e^{-x})}$	Output memiliki range antara -1 sampai 1.

Sumber: Sayekti *et al.* (2012)



Gambar 2.5(a) Linear (b) Sigmoid Biner (c) Sigmoid Bipolar
(Sayekti *et al.*, 2012)

Fungsi aktivasi sangat mempengaruhi kinerja model Jaringan Saraf Tiruan untuk menghasilkan nilai korelasi yang optimum. Fungsi aktivasi merespon kinerja Jaringan pada tiap lapisan (*layer*) (Tarigan *et al.*, 2014). Fungsi aktivasi sigmoid biner disebut juga fungsi logsig, sigmoid bipolar disebut fungsi tansig, dan identitas adalah fungsi purelin (Erni *et al.*, 2012).

2.7 Penelitian Terdahulu

Hettiarachchi dan Banneheka (2013) melakukan penelitian yang bertujuan untuk mengetahui perbandingan penggunaan metode dalam meramalkan harga teh di Colombo. Penelitian ini menggunakan dua metode yaitu Regresi *Time Series* dan *Artificial Neural Network* (Jaringan Saraf Tiruan). Data *input* yang digunakan adalah harga lelang teh di tujuh Negara. Berdasarkan koefisien determinasi, MAPE dan koefisien korelasi antara nilai target dan nilai *output* untuk *training* dan *testing*, dapat disimpulkan bahwa pendekatan JST berkinerja sedikit lebih baik daripada pendekatan regresi *time series*.

Yao Lo *et al.* (2011) melakukan penelitian yang bertujuan untuk memperkirakan permintaan produk ikan menggunakan algoritma jaringan saraf tiruan *backpropagation*. Menggunakan data historis pesanan dengan algoritma jaringan saraf tiruan *backpropagation* menciptakan metode untuk memprediksi pembelian produk perikanan di masa yang akan datang. Ini tidak hanya bekerja lebih akurat dan cepat, tetapi secara signifikan dapat mengurangi biaya dan meningkatkan keuntungan. *Input* yang digunakan yaitu X1 *Gross Weight of Demand* (Kg), X2 Permintaan Rasio Produk Ikan A, X3 Permintaan Rasio Produk Ikan B, X4 Permintaan Rasio Produk Ikan C, dan X5 Permintaan Rasio Produk Ikan N. Simulasi penelitian ini didasarkan pada jumlah pesanan kuartal pada tahun 2009 untuk pemasok produk perikanan tradisional A. Hasil uji yang dilakukan ini yaitu pelatihan bisa meningkatkan tingkat keberhasilan estimasi yang dapat digunakan untuk memodifikasi algoritma yang diusulkan untuk mencapai efisiensi yang lebih tinggi di masa depan.

Santoso *et al.* (2007) melakukan penelitian yang bertujuan untuk meramalkan permintaan komoditas karet di PT. Perkebunan Nusantara XII Surabaya menggunakan Jaringan Saraf Tiruan. Data *input* yang digunakan yaitu data bulanan harga dan stok karet, sedangkan *output* adalah data aktual permintaan karet. Struktur jaringan yang digunakan yaitu 2-5-4-1 dengan learning rate 0.01 dan momentum 0.9. Nilai MSE pelatihan yang dihasilkan sebesar 0.0069. Hasil dari penelitian ini yaitu stok ditentukan 5% per tahun dan harga karet meningkat sebesar 3,04%. Perbandingan tingkat akurasi metode peramalan dengan data *testing* didapatkan prosentase kesalahan absolut (MAPE) hasil peramalan jaringan adalah 17,54%, sedangkan MAPE peramalan versi perusahaan adalah 58,33%.

Hetharia *et al.* (2011) melakukan penelitian yang bertujuan untuk memperoleh hasil prediksi jagung sebagai bahan baku industri tepung jagung menggunakan *artificial neural network* (jaringan saraf tiruan) dan peramalan secara statistik. Hasil perkiraan produksi jagung berkaitan dengan jumlah jagung pipilan sebagai bahan baku industri tepung jagung. Prediksi produksi jagung dalam model penyediaan tepung jagung dapat memperkirakan berapa jumlah produksi jagung yang dapat disediakan oleh sentra jagung dan dapat memperkirakan berapa kuantitas jagung pipilan yang dihasilkan. Variabel *input* dalam model prediksi produksi jagung adalah luas panen dan curah hujan, sedangkan variabel output adalah jumlah produksi jagung. Hasil peramalan dengan jaringan saraf tiruan memiliki nilai MSE yang lebih kecil dibandingkan hasil peramalan dengan menggunakan regresi linier.

Febrinta *et al.* (2013) melakukan penelitian mengenai peramalan permintaan produk di PT. XYZ. Penelitian ini bertujuan untuk meramalkan permintaan produk *v-belt* dengan tipe AJGG B-65. Metode peramalan yang digunakan adalah metode Jaringan Saraf Tiruan. Data yang digunakan yaitu hasil penjualan, harga penjualan, jumlah stok sebagai data *input* dan jumlah permintaan sebagai data *output*. Penelitian ini menggunakan parameter goal MSE 0.001 yang mana tercapai pada model terbaik dengan angka MSE sebesar 0.001.

Penentuan model terbaik dipilih berdasarkan percobaan 5 model dengan jumlah neuron *hidden layer* yang berbeda. Hasil arsitektur jaringan yang terbaik yang digunakan untuk meramalkan permintaan *v-belt* tipe AJGG B-65 di PT. XYZ adalah jaringan dengan neuron berjumlah 20 pada 1 *hidden layer*.

Mallini *et al.* (2014) melakukan penelitian yang bertujuan untuk meramalkan permintaan konsumen terhadap produk keripik apel di UKM So Kressh-Malang. UKM So Kressh- Malang memproduksi berbagai macam keripik buah dan sayuran. Metode peramalan yang digunakan yaitu metode Jaringan Saraf Tiruan model *backpropagation* dengan menggunakan fungsi aktivasi sigmoid biner. *Input* yang digunakan yaitu harga, jumlah tempat pemasaran, biaya distribusi dan biaya promosi dengan *output* berupa peramalan jumlah permintaan konsumen dengan goal MSE yang digunakan yaitu 0.001. Hasil dari peramalan permintaan pada periode Januari – Mei 2014 yaitu mengalami kenaikan dan penurunan tiap bulannya. Rata-rata persentase kesalahan hasil simulasi peramalan permintaan dari bulan Januari – Mei 2014 adalah sebesar 3,18 %. *Mean Square Error* (MSE) dari peramalan dengan metode Jaringan Saraf tiruan ini adalah sebesar 2185,004, dimana semakin kecil MSE maka semakin kecil kesalahan JST dalam memprediksi kelas dari *record* yang baru.

Hermawan *et al.* (2017) melakukan penelitian mengenai nilai kimia dan fisika tebu dengan pengukuran biolistrik menggunakan pemodelan Jaringan Saraf Tiruan. *Input* yang digunakan yaitu sifat biolistrik yaitu kapasitansi, resistansi, dan impedansi. Sedangkan *output* yang digunakan adalah pol dan brix. Penelitian ini melakukan percobaan menggunakan beberapa model dengan variasi fungsi pembelajaran, learning rate, *momentum* dan *node* pada *hidden layer*. Arsitektur jaringan terbaik yang didapatkan yaitu 4-40-20-2 dengan nilai *momentum* 0,9 dan *learning rate* 0.9. Nilai MSE (*Mean Square Error*) *testing* yang didapat adalah 0.0099 dengan nilai koefisien korelasi *testing* mendekati 1 yaitu 0.97768. Sedangkan untuk *output* nilai gula reduksi dan sukrosa didapatkan arsitektur jaringan terbaik yaitu 4-40-40-2 dengan nilai *momentum* 0.1 dan *learning rate*

0.9. Nilai MSE (*Mean Square Error*) *testing* yang didapat adalah 0.0094 dengan nilai koefisien korelasi *testing* mendekati 1 yaitu 0.9746.





BAB III METODE PENELITIAN

3.1 Tempat dan Waktu Penelitian

Penelitian dilaksanakan pada bulan Juli 2017 sampai bulan Februari 2018. Penelitian dilakukan di PT. Perkebunan Nusantara XII Kebun Bangelan – Kabupaten Malang. Pengolahan data dilakukan di Laboratorium Komputasi dan Analisis Sistem, Jurusan Teknologi Industri Pertanian, Universitas Brawijaya Malang.

3.2 Batasan Masalah

Batasan masalah dibutuhkan agar hasil penelitian sesuai dengan tujuan yang ingin dicapai. Beberapa batasan masalah dalam penelitian ini yaitu :

Terdapat beberapa batasan masalah yang membatasi ruang lingkup dalam penelitian ini. Batasan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

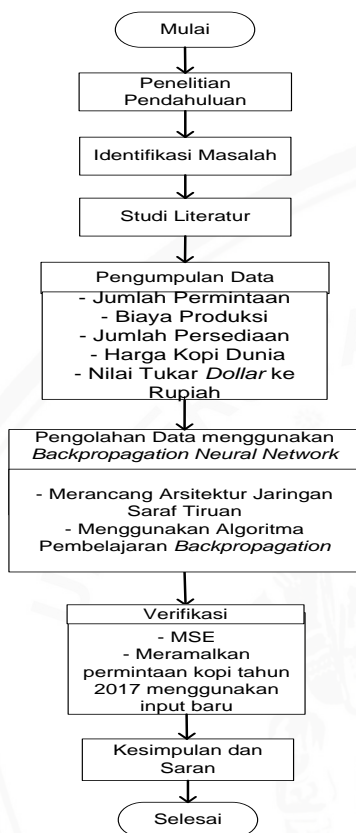
1. Data yang digunakan adalah data kopi *wet process* (pengolahan basah) dengan kualitas super (ekspor) dari data historis tahun 2012-2016.
2. Input yang digunakan yaitu biaya produksi, jumlah persediaan, harga kopi dunia, dan nilai tukar dollar ke rupiah.

3.3 Prosedur Penelitian

Prosedur penelitian merupakan suatu proses yang terdiri dari tahap-tahap yang saling terkait satu sama lainnya. Prosedur penelitian terdiri dari penelitian pendahuluan, identifikasi masalah, studi literatur, pengumpulan data, pengolahan data, validasi, dan membandingkan hasil. Prosedur penelitian dilakukan berdasar diagram penelitian yang terlihat pada **Gambar 3.1**.

3.3.1 Survei Pendahuluan

Penelitian ini dimulai dengan melakukan survei pendahuluan yaitu mendatangi narasumber (manajer perusahaan) secara langsung ke lokasi perusahaan. Kegiatan ini dilakukan untuk mengidentifikasi masalah di perusahaan yang kemudian diangkat menjadi topik penelitian. Penelitian pendahuluan dilakukan dengan wawancara dengan pihak yang berhubungan dengan permasalahan yang ada di perusahaan untuk mengetahui kondisi pada perusahaan yang dijadikan sebagai rumusan masalah.



Gambar 3.1 Diagram Alir Prosedur Penelitian

3.3.2 Identifikasi Masalah

Identifikasi masalah dilakukan dengan tujuan memberikan arah yang jelas bagi peneliti dalam menentukan langkah-langkah apa saja yang harus dilakukan. Berdasar penelitian pendahuluan yang dilakukan, ditemukan masalah yang dihadapi perusahaan. Identifikasi masalah menentukan metode apa yang sesuai dengan masalah yang diangkat tersebut, sehingga diharapkan dapat menyelesaikan masalah tersebut dan memberikan manfaat bagi perusahaan.

3.3.3 Studi Literatur

Studi literatur merupakan kegiatan yang bertujuan untuk mencari informasi tambahan dan landasan teori yang mendukung penelitian. Studi literatur dilakukan dengan mencari dan mempelajari literatur-literatur yang berhubungan dengan topik dan masalah yang sedang diteliti. Literatur dapat berasal dari buku, artikel, dan jurnal.

3.3.4 Pengumpulan data

Pengumpulan data merupakan kegiatan pengambilan data yang diperlukan untuk melakukan penelitian. Data yang dibutuhkan berupa data sekunder berupa data jumlah produksi, jumlah persediaan, biaya produksi, dan harga kopi dunia. Data diambil dari data perusahaan, data nilai tukar mata uang, dan data harga kopi dari Badan Pengawas Perdagangan Berjangka Komoditi. Data yang diambil adalah data historis dalam 5 periode, yaitu tahun 2012 hingga tahun 2016.

3.3.5 Pengolahan Data

Data yang telah dikumpulkan diolah untuk meramalkan permintaan kopi dengan menggunakan metode Jaringan Saraf Tiruan. Peramalan yang dihasilkan adalah jumlah permintaan pada tahun 2017.

1. Perancangan Arsitektur Jaringan Saraf Tiruan

Tahap perancangan arsitektur jaringan saraf tiruan ini terdiri dari penentuan jumlah *neuron* pada *input layer*, *hidden layer* dan *output layer*. *Input layer* terdiri dari 4 *neuron* yaitu jumlah permintaan, jumlah produksi, biaya produksi, harga kopi dunia, dan *output layer* terdiri dari 1 *neuron* yaitu peramalan permintaan. Tidak ada teori yang pasti dalam menentukan jumlah *hidden layer*, pemilihannya lebih fleksibel (Kim, 2016). Menurut Dixit dan Uday (2008), menggunakan lebih banyak *hidden layer* dapat meningkatkan kompleksitas proses pelatihan. Fausett (1994) menyatakan bahwa satu *hidden layer* sudah mencukupi dalam jaringan *backpropagation*, tetapi dua *hidden layer* dimungkinkan dapat membuat pelatihan lebih mudah dalam beberapa situasi. Pada perancangan arsitektur, dilakukan percobaan dengan menggunakan 1 *hidden layer* dan 2 *hidden layer*.

2. Penggunaan Algoritma Pembelajaran *Backpropagation*

Penentuan jumlah data *training* dan *testing* tidak memiliki aturan matematis (Wu dan Shengwen, 2013), biasanya data dipilih secara acak dengan menentukan persen terbaik berdasarkan percobaan. Pada penelitian ini menggunakan persentase dataset 60% *training* 40% *testing*, 70% *training* 30% *testing* dan 80% *training* 20% *testing*.

Menurut Lesnussa (2015), pelatihan *backpropagation* meliputi 3 Tahap yaitu fase maju (*feed forward*), fase mundur (*backpropagation*), dan fase modifikasi bobot.

1. Pada fase *feed forward*, pola masukan dihitung maju dimulai dari lapisan *input* hingga lapisan output.
2. Pada fase mundur, tiap-tiap unit *output* menerima target pola yang berhubungan dengan pola *input* untuk dihitung nilai kesalahan. Kesalahan tersebut dipropagasikan mundur.
3. Fase ketiga yaitu fase modifikasi bobot bertujuan untuk menurunkan kesalahan yang terjadi.
4. Ketiga fase tersebut diulang secara terus menerus hingga kondisi penghentian dipenuhi.

Fungsi aktivasi yang digunakan yaitu fungsi aktivasi sigmoid biner dan sigmoid bipolar. Siang (2005) menyatakan

bahwa kedua fungsi tersebut dapat digunakan dalam *backpropagation*. Berikut merupakan langkah langkah algoritma pelatihan:

Langkah 0 : Inisialisasi semua bobot dengan bilangan acak kecil

Langkah 1 : Jika kondisi penghentian belum terpenuhi, lakukan langkah 2-9

Langkah 2 : Untuk setiap pasang data pelatihan, lakukan langkah 3-8

Fase I : Propagasi maju (*Feedforward*)

Langkah 3 : Tiap unit masukan menerima sinyal *input* dan meneruskannya ke unit tersembunyi. Sinyal *input* yaitu *input* data *training* yang telah diskalakan.

- a. Mencari nilai terendah dan tertinggi dari *input* data *training*.
- b. Skala yang digunakan tergantung pada fungsi aktivasinya.
 - 1) Jika menggunakan fungsi Sigmoid Biner yang mempunyai nilai terendah 0 dan tertinggi 1, maka nilai input dengan rentang(*range*) 0 hingga 1.
 - 2) Jika menggunakan fungsi aktivasi Sigmoid Bipolar, maka rentang (*range*) nilai input bervariasi mulai dari -1 hingga 1.

Langkah 4 : Hitung semua keluaran (sinyal *output*) di unit tersembunyi z_j ($j = 1, 2, \dots, p$)

$$z_j = V_{jo} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ji}$$

Keterangan :

x_i : masukan (*input*)

v_{jo} : bobot bias di unit masukan ke unit layar tersembunyi

v_{ji} : bobot garis dari unit masukan ke unit layar tersembunyi

z_j : keluaran dari setiap unit layar tersembunyi

Kemudian menghitung sinyal *output* dari unit tersembunyi dengan menggunakan fungsi aktivasi yang telah ditentukan.

Langkah 5 : Menghitung semua keluaran jaringan (sinyal *output*) di unit *output* y_k ($k = 1, 2, \dots, m$)

$$y_k = W_{ko} + \sum_{j=1}^p z_j w_{kj}$$

Keterangan :

w_{ko} : perubahan bobot pada unit tersembunyi o

w_{kj} : bobot perubahan bobot pada unit tersembunyi j

z_j : keluaran dari setiap unit layar tersembunyi

y_k : tiap unit keluaran

Kemudian menghitung sinyal *output* dari unit *output* dengan menggunakan fungsi aktivasi yang telah ditentukan.

Fase II: Propagasi mundur

Langkah 6 : Hitung faktor δ_k unit keluaran berdasarkan kesalahan di setiap unit keluaran y_k ($k = 1, 2, \dots, m$).

$$\delta_k = (tk - y_k)f'(y_k) = (tk - y_k)y_k(1 - y_k)$$

Keterangan :

tk : bobot target yang harus dicapai

y_k : nilai *output* pada jaringan

δ_k merupakan unit kesalahan yang dipakai dalam perubahan bobot layar dibawahnya (langkah 7)

Menghitung suku perubahan bobot w_{kj} (yang dipakai nanti untuk merubah bobot w_{kj}) dengan laju percepatan α

$$\Delta w_{jk} = \alpha \delta_k z_j ; k = 1, 2, 3, \dots, m ; j = 0, 1, 2, \dots, p$$

Keterangan:

Δw_{jk} : bobot perubahan bobot pada unit tersembunyi j

α : laju percepatan

δ_k : faktor yang dipakai mendistribusikan kesalahan unit y_k

z_j : keluaran dari setiap unit layar tersembunyi

Langkah 7 : Hitung faktor δ unit tersembunyi berdasarkan kesalahan di setiap unit tersembunyi z_j ($j = 1, 2, \dots, p$)

$$\delta_j = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{jk}$$

Faktor δ unit tersembunyi :

$$\delta_j = \delta_j f'(z_j) = \delta_j z_j (1 - z_j)$$

Hitung suku perubahan bobot v_{ji} (yang dipakai nanti untuk merubah bobot v_{ji})

$$\Delta V_{ij} = \alpha \cdot \delta_j \cdot x_i$$

$$j = 1, 2, 3, \dots, p$$

$$i = 1, 2, 3, \dots, n$$

Keterangan:

- w_{jk} : bobot perubahan bobot pada unit tersembunyi j
- ΔV_{ij} : garis dari unit masukan ke unit layar tersembunyi
- z_j : keluaran dari setiap unit layar tersembunyi
- x_i : masukan/ input
- δ_k : faktor yang dipakai untuk mendistribusikan unit y_k
- δ_j : faktor yang dipakai untuk mendistribusikan kesalahan di unit layar tersembunyi.

Fase III : Perubahan Bobot

Langkah 8 : Menghitung semua perubahan bobot

Perubahan bobot garis yang menuju ke unit keluaran :

$$w_{jk} \text{ (baru)} = w_{jk} \text{ (lama)} + \Delta w_{jk} \quad (k = 1, 2, \dots, m ; j = 0, 1, \dots, p)$$

Perubahan bobot garis yang menuju ke unit tersembunyi:

$$v_{ij} \text{ (baru)} = v_{ij} \text{ (lama)} + \Delta V_{ij} \quad (j = 1, 2, \dots, p; i = 0, 1, \dots, n)$$

Setelah pelatihan selesai dilakukan, jaringan dapat dipakai untuk pengenalan pola. Dalam hal ini, hanya propagasi maju (Langkah 4 dan 5) saja yang dipakai untuk menentukan keluaran jaringan.

3.3.6 Verifikasi

MSE (*Mean Square Error*) merupakan patokan dalam menentukan keakuratan hasil suatu metode. Dimana semakin kecil MSE (resiko kesalahan) maka semakin baik/akurat suatu metode. Ketiga fase diulang hingga kondisi penghentian terpenuhi, dan kondisi tercapa apabila MSE telah mencapai nilai minimum *epoch* atau *epoch* sama dengan batas toleransi yang diberikan. Batas maksimum atau toleransi MSE yang digunakan yaitu 0,001.

$$MSE = \sum_{i=1}^n e_i^2 / x$$

Keterangan:

n : periode waktu

e : kesalahan

Peramalan permintaan kopi robusta 2017 dilakukan dengan menggunakan pola jaringan saraf tiruan yang terbaik yang memiliki nilai MSE dan koefisien korelasi *testing* terbaik. Peramalan dilakukan dengan melakukan pelatihan dan pengujian input (masukan) baru, yaitu data biaya produksi, jumlah persediaan, harga kopi dunia dan nilai tukar *dollar* ke rupiah tahun 2017.

3.3.7 Kesimpulan dan Saran

Tahap kesimpulan merupakan jawaban dari rumusan masalah suatu penelitian dan berisi ringkasan hasil dan pembahasan. Bahasan dalam kesimpulan berkaitan dengan rancangan arsitektur jaringan saraf tiruan dalam peramalan permintaan kopi di PT. Perkebunan Nusantara XII kebun Bangelan serta hasil peramalannya. Saran dapat ditujukan kepada perusahaan maupun penelitian selanjutnya. Saran berisi hal yang dapat menyelesaikan masalah atau berupa kekurangan pada penelitian.

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Profil Perusahaan

PTPN XII kebun Bangelan merupakan salah satu perusahaan yang membudidaya dan mengolah kopi robusta. Perkebunan Bangelan didirikan pada tahun 1901 oleh departemen *Nijvorheiden Handles Afd Over Jariggewassen* Bogor. Kebun Bangelan merupakan penggabungan dari PTP XXIII, PTP XXVI dan PTP XXIX yang di sahkan pada tanggal 11 Maret 1996. PTPN XII memiliki visi yaitu “Menjadi perusahaan agribisnis yang berdaya saing tinggi dan mampu tumbuh kembang berkelanjutan” dan salah satu misinya yaitu “Meningkatkan nilai dan daya saing perusahaan (*competitive advantage*) melalui inovasi serta peningkatan produktivitas dan efisiensi dalam penyediaan produk berkualitas dengan harga kompetitif dan pelayanan bermutu tinggi”. Kebun Bangelan memiliki kebun koleksi yang meliputi sekitar 154 klon kopi. Sedangkan kopi yang dibudidayakan secara komersial hingga saat ini adalah jenis kopi robusta. Perusahaan memasarkannya dalam bentuk kopi pasar. Kopi robusta Bangelan memiliki penampakan (*outer quality*) dan cita rasa (*inner quality*) yang disukai konsumen dunia.

Perkebunan Bangelan terletak di wilayah Desa Bangelan, Kecamatan Wonosari, Kabupaten Malang. Tepatnya, bagian utara kebun Bangelan berbatasan dengan wilayah Desa Sumberdem dan Sumber Tempur (Kec. Wonosari), di bagian selatan berbatasan dengan Desa Karangrejo dan Peniwen (Kec. Kromengan), di bagian barat berbatasan dengan Desa Jambuwer (Kec. Kromengan), dan di bagian timur berbatasan dengan Desa Bangelan (Kec. Wonosari) dan Karangrejo (Kec. Kromengan). Ketinggian kebun dari permukaan laut berkisar 450-680 meter. Dalam upaya pengembangan usaha, di Kebun Bangelan telah tersedia fasilitas sarana antara lain seperti wisma wisata, gedung agrowisata, sekolah TK, sekolah dasar Negeri Bangelan 03 dan lapangan sepak bola.

Karyawan yang bekerja di pengelolaan Kebun Bangelan sampai saat ini berjumlah sekitar 656 orang, terdiri dari 59 karyawan tetap dan 597 karyawan harian/musiman. Lebih dari 95 persen dari seluruh karyawan tersebut merupakan penduduk setempat yang berasal dari desa-desa sekitar kebun Bangelan. Perusahaan menyediakan perumahan, penerangan, air, kesehatan, ibadah, olah raga, koperasi, dan transportasi sebagai fasilitas karyawan tetap. Sebagai wujud kepedulian terhadap lingkungan, kebun bangelan juga beberapa aktif dalam kegiatan sosial ekonomi kemasyarakatan antara lain dalam bentuk penyaluran sembako, pembinaan usaha kecil dan koperasi, kepemudaan serta usaha tani kopi.

4.2 Produk

Produksi akhir dari perkebunan kopi robusta Bangelan berupa biji kering kopi pasar (kopi berasan). Kebun Bangelan memiliki unit pengolahan kopi gelondong menjadi kopi berasan dengan kapasitas terpasang 100 ton kopi gelondong per hari. Kelompok bahan glondong *superior* diolah melalui proses basah (*wet process*) menghasilkan kopi pasar meliputi sekitar 95% dari total produksi. Sedangkan kelompok bahan gelondong *inferior* meliputi sekitar 5% yang diolah melalui proses kering (*dry process*). Umumnya produksi *wet process* (RWP) dipasarkan ekspor antara lain ke Jepang dan beberapa Negara Eropa serta Amerika. Sedangkan produksi *dry process* (R/DP) umumnya dijual ke pasar lokal.

Penjualan kopi ekspor dilakukan dengan proses lelang yang dilakukan oleh kantor pusat PTPN XII yang berada di Kota Surabaya. Lelang dilakukan di sekitar bulan April hingga Juli, sedangkan produksi dilakukan di pertengahan hingga akhir tahun. Hasil lelang berupa jumlah permintaan ditulis dalam sebuah kontrak yang kemudian diberikan kepada PTPN XII kebun Bangelan. Jumlah permintaan kopi tersebut merupakan jumlah kopi yang dijual oleh perusahaan.

4.3 Produksi

Terdapat dua proses pengolahan biji kopi yaitu pengolahan basah (*wet process*) dan pengolahan kering (*dry process*). Kopi gelondong merah dan merah dipucuk atau kuning yang termasuk kopi superior diproses dengan metode pengolahan basah (*wet process*). Pengolahan basah (*wet process*) dilakukan menggunakan mesin *mason dryer*. Kopi gelondong hijau, gelondong hitam, dan rembangan yang termasuk kopi kualitas inferior diolah dengan metode pengolahan kering (*dry process*). Pengolahan kering (*dry process*) dilakukan proses pengeringan secara langsung dengan sinar matahari.

Pemanenan dilakukan secara bertahap karena munculnya bunga tidak secara serempak yang menyebabkan buah kopi tidak matang secara bersamaan. Pemanenan dilakukan secara manual yaitu dengan cara dipetik oleh para buruh. Pemetikan buah kopi yang matang dilakukan dengan toleransi 95% buah merah. Setelah panen dilakukan, dilanjutkan dengan proses sortasi kebun. Proses ini dilakukan dengan tujuan memisahkan kopi gelondong berdasarkan warna serta memisahkan dari ranting dan daun. Kemudian dilakukan penimbangan dan perambangan untuk memisahkan kopi rambangan. Berikut beberapa tahapan pengolahan kopi (**Lampiran 1**) :

1. Pengupasan

Pengupasan adalah proses yang bertujuan untuk mengupas kulit buah dari biji kopi. Proses ini menggunakan mesin pengupas dengan pisau plat tembaga untuk gelondong merah, dan pisau plat baja untuk gelondong hijau, hitam, dan rembangan karena jenis kopi lebih keras. Kopi gelondong merah menggunakan mesin *vis pulper*, sedangkan gelondong hijau dan hitam menggunakan mesin *kneuzer*. Prinsip kerja dari mesin pengupas yaitu dengan menggunakan gesekan antara silinde rol yang berputar dengan pisau.

2. Pencucian

Biji kopi yang sudah dikupas memiliki lendir yang menempel pada permukaannya. Pencucian biji kopi

dilakukan untuk menghilangkan lendir tersebut menggunakan mesin *raung washer*. Setelah itu dicuci ulang dengan mesin *rewasher* agar lendir benar-benar hilang.

3. Pengerinan

Pengerinan dilakukan pada biji kopi untuk mengurangi kadar air. Batas maksimal kadar air yang diijinkan adalah 10.5% (bk). Pengerinan berlangsung selama kurang lebih 18 jam. Pengujian kadar air kopi dilakukan pada jam ke 14 dan bila kopi telah mencapai kadar air yang diijinkan maka pengerinan akan dihentikan.

4. Penggerbusan

Tahap penggerbusan adalah proses melepaskan dan memisahkan biji kopi dari kulit tanduk dan kulit arinya. Biji kopi hasil pengupasan ini disebut kopi pasar. Kopi yang sudah kering akan dimasukkan kedalam mesin *huller* untuk mengupas kulit tanduk dan kulit ari dengan suhu *huller* sebesar 30° C. Setelah itu akan dilanjutkan dengan mesing katador yang bertujuan untuk pembersihan ulang karena saat penggerbusan masih terdapat kulit ari an kulit tanduk yang terikut. Pemisahan kopi dengan kulit tanduk ini menggunakan prinsip berat jenis yang mana kopi akan dihembus dengan *blower* sehingga kopi, kulit ari, dan kulit tanduk terpisah pada lobang yang berbeda.

5. Pengayakan

Pengayakan dilakukan untuk membedakan mutu biji kopi berdasarkan ukurannya. Terdapat 4 ukuran biji kopi yang dibedakan pada proses ini, yaitu ukuran L (*large*), M(*medium*), S(*small*), dan SS(*super small*) (**Lampiran 2**). Prinsip kerja proses pengayakan ini adalah menggunakan getaran pada setiap ukuran ayakan agar dapat memisahkan biji kopi sesuai ukurannya. Pengayakan dilakukan menggunakan papan ayakan yang berlubang dan memiliki tiga tingkatan ukuran yaitu 7,5 mm, 6.5 mm, dan 5.5 mm. Biji kopi yang tidak lolos pada ukuran 7,5 mm adalah mutu L, yang tidak lolos pada ukuran 6,5 mm adalah mutu M dan yang tidak lolos pada

ukuran 5.5 mm adalah mutu S. Sedangkan kopi yang lolos ayakan 5.5 mm adalah mutu SS.

6. Sortasi, Pencampuran, Pengemasan, Penyimpanan
Sortasi adalah tahapan dimana biji kopi disortasi secara visual oleh buruh berdasarkan nilai cacat. Setelah disortasi berdasar nilai cacat, kopi akan melalui proses pencampuran(pemerataan) menggunakan mesin *blend coffee* karena masih terdapat ketidakseragaman bentuk jenis serta kualitas pada proses sebelumnya. Mesin *blend coffee* memiliki ulir berputar naik turun agar kopi tercampur rata. Setelah disortasi dan dicampur, kopi pasar tersebut dikemas menggunakan karung goni dan

4.4 Pemodelan Jaringan Saraf Tiruan

Tahapan awal dalam pemodelan yaitu menentukan data *input* dan data *output* yang digunakan. Penelitian ini menggunakan data jumlah persediaan, biaya produksi, harga kopi dunia, dan nilai tukar dollar ke rupiah sebagai data *input*. Data jumlah permintaan digunakan sebagai data *output*. Tahapan selanjutnya adalah membagi data yang ada menjadi dua bagian, yaitu dataset *training* dan dataset *testing*. Dataset *training* adalah sejumlah data yang digunakan algoritma sebagai dasar penentuan prediksi data baru yang belum ada. Sedangkan dataset *testing* digunakan untuk mengukur sejauh mana model dapat menggambarkan target dengan baik. Sebelum dilakukan perhitungan data yang digunakan akan melewati *preprocessing* terlebih dahulu dengan normalisasi, yang mana normalisasi bertujuan agar terjadi sinkronisasi data dan akan memudahkan dalam proses komputasi (Jumarwanto *et al.*, 2009). Pada aplikasi Matlab terdapat beberapa *tools* yang dapat digunakan untuk *preprocessing* yaitu *premnmx* dan *prestd*. Penelitian ini menggunakan *preprocessing* *prestd* untuk normalisasi data. Fungsi *prestd* digunakan untuk menjadikan data ke bentuk normal dengan *mean* = 0 dan deviasi standar = 1 (Hariati *et al.*, 2012) dengan kode berikut:

```
>> [pn,meanp,stdp,tn,meant,stdt] = prestd(p,t);
>> [qn,meanq,stdq,sn,means,stds] = prestd(q,s);
```

Keterangan:

p = data *input training*
 q = data *input testing*
 s = data *output testing*
 t = data *output training*

Penelitian ini melakukan percobaan dengan menggunakan tiga variasi persentase dataset dalam penentuan model terbaik yaitu 60% (*training*) 40% (*testing*), 70% (*training*) 30% (*testing*), dan 80% (*training*) 20% (*testing*). Menurut Jie Lu *et al.* (2012), satu *hidden layer* cukup untuk memodelkan sistem yang kompleks dengan tingkat akurasi yang diinginkan. Penelitian ini mencari model yang terbaik menggunakan satu *hidden layer* dan dua *hidden layer*. Zhang *et al.* (1998) menyatakan bahwa dua lapisan tersembunyi jaringan dapat memberikan manfaat lebih untuk beberapa jenis masalah.

Variasi persentase dataset terbaik dilihat berdasarkan nilai korelasi yang mendekati 1. Nilai koefisien korelasi (R) berkisar antara 1.00 hingga -1.00. Nilai R antara 0.00 dan 1.00 menunjukkan bahwa adanya hubungan namun tidak sempurna (Taylor, 2006). Jika R mendekati angka 1.00 maka hubungan antar variabel semakin kuat (Davim, 2012). Nilai korelasi tiap-tiap variasi persentase dataset dapat dilihat pada **Tabel 4.1**, yang mana dilakukan dengan percobaan variasi 1 *hidden layer* dan 2 *hidden layer* dengan fungsi pembelajaran *trainlm*. Percobaan juga dilakukan dengan variasi fungsi aktivasi dengan kombinasi *logsig* *tansig* dan *purelin* (**Lampiran 4**). Terdapat dua model terpilih, masing-masing satu model dari percobaan 1 *hidden layer* dan 2 *hidden layer*. Model dengan koefisien korelasi tertinggi pada percobaan 2 *hidden layer* memiliki nilai R sebesar 0.8228 menggunakan fungsi pembelajaran *trainlm* dan kombinasi fungsi aktivasi *logsig* *logsig* *logsig* dengan persentase dataset 80%(*training*) 20%(*testing*). Zhang *et al.* (1998) menyatakan bahwa beberapa penulis mempertimbangkan lebih dari satu *hidden layer* dalam desain jaringannya, dan

menghasilkan arsitektur yang lebih baik serta mencapai efisiensi yang lebih tinggi daripada satu *hidden layer*. Selain itu, menggunakan dua *hidden layer* dapat membuat prediksi lebih akurat daripada satu *hidden layer*. Model dengan koefisien korelasi tertinggi pada percobaan 1 *hidden layer* memiliki nilai R sebesar 0.5794 menggunakan fungsi pembelajaran trainlm dan kombinasi fungsi aktivasi tansig tansig dengan persentase dataset 80%(*training*) 20%(*testing*).

Tabel 4.1 Koefisien Korelasi *Testing* Model Terbaik

<i>Hidden Layer</i>	Fungsi Aktivasi	<i>Training (%)</i>	<i>Testing (%)</i>	<i>R Testing</i>
1 <i>Layer</i>	Tansig Purelin	60	40	0.4725
	Logsig Tansig	70	30	0.5130
	Tansig Tansig	80	20	0.5794
2 <i>Layer</i>	Tansig Logsig Purelin	60	40	0.5224
	Tansig Purelin Tansig	70	30	0.6015
	Logsig Logsig Logsig	80	20	0.8228

4.5 Arsitektur *Backpropagation*

Dalam penentuan arsitektur jaringan *backpropagation*, Zhang *et al.*(1998) menyatakan bahwa tidak terdapat aturan yang mengatur dalam menentukan arsitektur jaringan. Pemilihan biasanya dilakukan dengan metode percobaan (*trial and error*) dan ditentukan dari nilai MSE dan koefisien korelasi pada *testing* terbaik. Zhang (1998) menyatakan bahwa, untuk menghindari kondisi *overfitting* terdapat beberapa rumusan untuk menentukan jumlah *node/neuron* pada *hidden layer* yaitu n , $n/2$, $2n$, dan $2n+1$ (n adalah jumlah neuron input). Meskipun begitu, tidak seluruh rumusan tersebut dapat berkerja dengan baik untuk semua kondisi. Penentuan arsitektur jaringan terbaik dilakukan dengan melakukan percobaan dengan variasi jumlah *node/neuron* pada *hidden layer* dengan kombinasi *node/neuron* 2, 4, 8, 9.

Telah ditentukan berdasarkan percobaan model sebelumnya bahwa dalam penentuan arsitektur jaringan terbaik

menggunakan persentase dataset 80% (*training*) dan 20% (*testing*). Percobaan dilakukan pada dua model yang memiliki nilai koefisien korelasi tertinggi pada percobaan 1 *hidden layer* dan 2 *hidden layer*. Terdapat beberapa parameter yang ditentukan dalam penelitian ini yaitu *epoch* (jumlah iterasi), *learning rate* (lr), *momentum constant* (mc) dan *goal* MSE. *Learning rate* merupakan laju pembelajaran untuk mempercepat laju iterasinya (*epoch*). *Momentum constant* berguna untuk menurunkan gradien dengan momentum dengan memberi nilai 0-1. *Learning rate* dan *momentum constant* ini berkerja sama untuk mendapatkan *error* yang kecil (Febrina et al., 2013). Berikut variasi nilai parameter pertama yang digunakan pada penelitian ini:

<i>Epoch</i> (iterasi)	= 15000
<i>Learning rate</i> (lr)	= 0.1
<i>Momentum constant</i> (mc)	= 0.9
<i>Goal</i> MSE	= 0.01

Berdasar percobaan variasi *node/neuron* yang dilakukan pada dua model dengan parameter yang telah ditentukan, didapatkan nilai korelasi tertinggi pada dua arsitektur. Beberapa hasil yang didapatkan pada percobaan variasi node yang dilakukan dengan *learning rate* 0.1 dan momentum 0.9 dapat dilihat pada **Tabel 4.2**. **Tabel 4.2** menunjukkan beberapa hasil koefisien korelasi dan MSE pada percobaan dengan beberapa kombinasi jumlah *node/neuron*. Hasil secara keseluruhan percobaan dapat dilihat pada **Lampiran 9**. Tabel menunjukkan nilai korelasi *testing* tertinggi dengan variasi *node/neuron* 4-2-2-1. Berikut variasi nilai parameter kedua yang digunakan, dan beberapa hasilnya dapat dilihat pada **Tabel 4.3**:

<i>Epoch</i> (iterasi)	= 15000
<i>Learning rate</i> (lr)	= 0.01
<i>Momentum constant</i> (mc)	= 0.5
<i>Goal</i> MSE	= 0.01

Tabel 4. 2 Koefisien Korelasi dan MSE Jaringan Terbaik ($lr = 0.1$, $mc = 0.9$)

Node	R Training	R Testing	MSE Training	MSE Testing
Tansig Tansig				
4 2 1	0.6374	0.5794	0.5864	0.6736
4 4 1	0.5963	0.6594	0.6347	0.5185
4 8 1	0.8948	0.4004	0.2259	1.1721
4 9 1	0.9071	0.2046	0.2157	0.9071
Logsig Logsig Logsig				
4 2 2 1	0.5605	0.8228	0.7649	0.5194
4 2 4 1	0.7918	0.5664	0.5700	0.6970
4 2 8 1	0.4837	0.6748	0.7920	0.6390
4 2 9 1	0.5074	0.5664	0.7745	0.6970
4 4 2 1	0.6361	0.3106	0.6956	0.9091

Tabel 4. 3 Koefisien Korelasi dan MSE Jaringan Terbaik ($lr = 0.01$, $mc = 0.5$)

Node	R Training	R Testing	MSE Training	MSE Testing
Tansig Tansig				
4 2 1	0.5817	0.6344	0.6518	0.5563
4 4 1	0.8307	0.2083	0.3180	1.3004
4 8 1	0.9062	0.2002	0.2158	1.5419
4 9 1	0.9071	0.3607	0.2157	1.3117
Logsig Logsig Logsig				
4 8 2 1	0.7531	0.8001	0.6008	0.5034
4 8 9 1	0.8184	0.7132	0.5538	0.6597
4 9 2 1	0.5632	0.6338	0.7395	0.6698
4 9 4 1	0.8314	0.6250	0.5440	0.6868
4 9 9 1	0.5444	0.7219	0.6258	0.7153

Nilai korelasi tertinggi yang ditunjukkan pada **Tabel 4.3** adalah variasi node 4-8-2-1. Sehingga terdapat dua angka

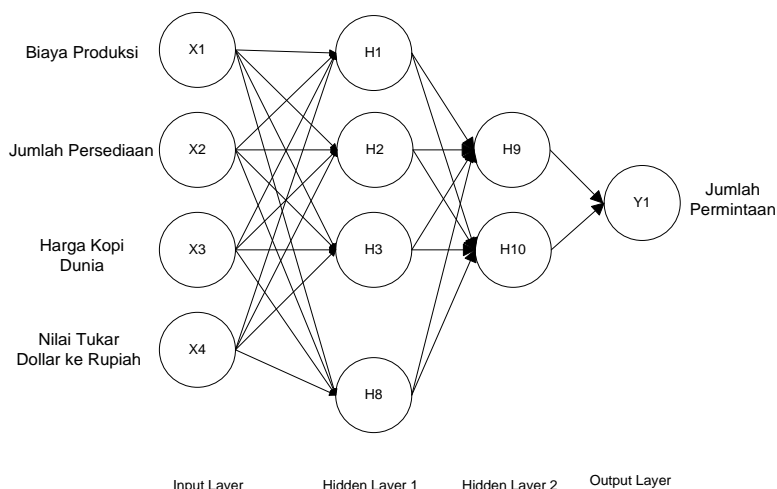
korelasi tertinggi yang didapatkan dari hasil percobaan variasi *learning rate* dan momentum yang berasal dari percobaan dua *hidden layer*. Angka korelasi tertinggi pertama yaitu pada variasi *node/neuron* 4-2-2-1 dengan *learning rate* 0.1 dan momentum 0.9. Angka korelasi tertinggi kedua yaitu *node/neuron* 4-8-2-1 dengan *learning rate* 0.01 dan momentum 0.5 yang dapat dilihat pada **Tabel 4.4** berikut.

Tabel 4. 4 Koefisien Korelasi dan MSE Terbaik Variasi Learning Rate dan Momentum

Node	R Training	R Testing	MSE Training	MSE Testing
4 2 2 1	0.5605	0.8228	0.7649	0.5194
4 8 2 1	0.7531	0.8001	0.6008	0.5034

Arsitektur jaringan terbaik yang dipilih berdasar percobaan adalah *node/neuron* 4-8-2-1 (4 *neuron input*, 4 *neuron hidden layer*, 1 *neuron output*) dengan nilai koefisien korelasi (R) *testing* tertinggi 0.8001 dan nilai MSE *testing* terendah yaitu 0.5034. Pemilihan node 4-8-2-1 didasari nilai MSE yang lebih kecil dibandingkan variasi node 4-2-2-1. Arsitektur jaringan yang terpilih dapat dilihat pada **Gambar 4.1**.

Pada **Gambar 4.1** terdapat 3 *layer* yang menyusun jaringan yaitu *input layer*, *hidden layer*, dan *output layer*. Pada *input layer* terdapat 4 neuron yang terdiri dari biaya produksi (X1), jumlah persediaan (X2), harga kopi dunia (X3), dan nilai tukar dollar ke rupiah (X4). Terdapat dua *hidden layer* yang terdiri dari empat *neuron/node* (H1, H2, H3,...H8) pada *hidden layer* pertama dan dua *neuron/node* (H9 dan H10) pada *hidden layer* kedua. Pada *layer* terakhir yaitu *output layer* terdiri dari satu *neuron* yaitu jumlah permintaan. Tiap-tiap neuron dihubungkan dengan bobot ke *neuron* pada lapisan berikutnya. Bobot ini yang akan digunakan pada persamaan model. Pada penelitian ini menggunakan bobot pada output dalam perhitungan jaringan saraf tiruan dengan aplikasi Matlab.

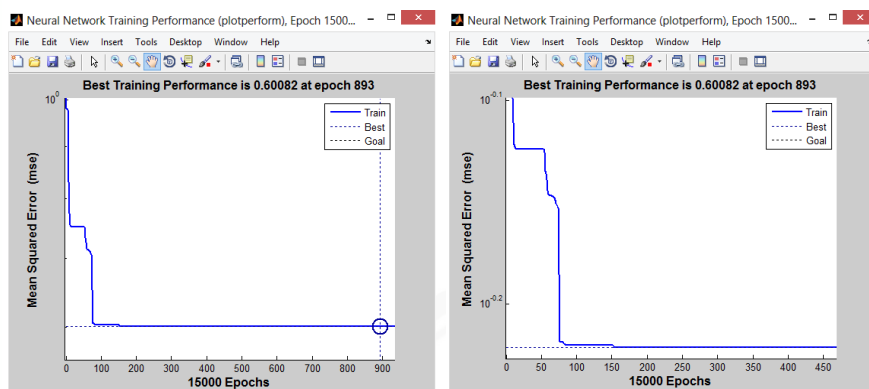


Gambar 4.1 Arsitektur Jaringan Saraf Tiruan *Backpropagation* Terpilih

4.6 Verifikasi

Arsitektur terbaik yang dipilih memiliki waktu perhitungan selama 1 menit 47 detik (**Lampiran 8**). Kecepatan perhitungan dapat dipengaruhi oleh beberapa faktor yaitu parameter *learning rate* dan fungsi pembelajaran. Jumarwanto *et al.* (2009) menyatakan bahwa *learning rate* sangat berpengaruh pada kecepatan mencapai konvergensi dari pelatihan. Nilai *learning rate* yang optimum tergantung pada permasalahan yang diselesaikan, nilai *learning rate* dipilih sedemikian rupa sehingga tercapai konvergensi yang optimal dalam proses pelatihan. Nilai *learning rate* yang kecil akan menjadikan penurunan gradien terlaksana dengan baik, tetapi akan mengakibatkan bertambahnya jumlah iterasi. Penelitian ini menggunakan *learning rate* 0.01, ada kemungkinan jika lebih tinggi akan membuat kecepatannya meningkat. Tetapi tidak menjamin pula akan mendapatkan hasil yang optimal. Faktor yang kedua adalah fungsi pembelajaran, yang mana fungsi pembelajaran trainlm merupakan algoritma tercepat untuk *training feedforward neural network* (Demuth dan Hagan, 2009).

Arsitektur terbaik menghasilkan nilai MSE dapat dilihat grafiknya pada **Gambar 4.2**. Hasil MSE menunjukkan nilai MSE terkecil didapatkan melalui 893 iterasi. Pada grafik menunjukkan MSE yang tinggi diawal yang kemudian menurun dan konsisten. Nilai yang konsisten pada *training* ini menunjukkan bahwa nilai MSE yang dihasilkan akan tetap pada iterasi-iterasi selanjutnya. Selain itu, MSE juga akan bernilai tetap jika dilakukan input dengan bobot yang sama. Perhitungan akan dilakukan dengan bobot yang berbeda hingga didapatkan MSE yang kecil.

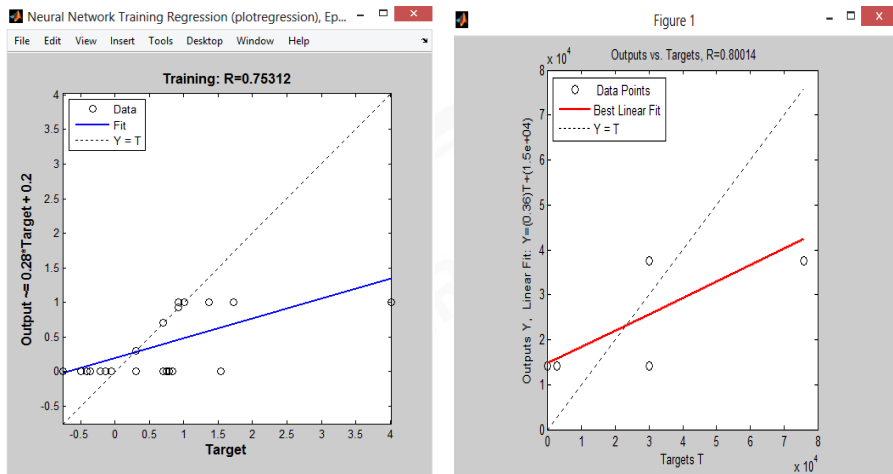


Gambar 4.2 Mean Square Error (MSE) dan Jumlah Iterasi

Iterasi akan berhenti ketika mencapai target minimum MSE (Manalu, 2016). MSE terkecil yang didapatkan dengan iterasi 893 pada tahap *training* adalah 0.6008. Sedangkan MSE terkecil yang didapat pada tahapan *testing* adalah 0.5034. Target minimum MSE yang digunakan pada penelitian adalah 0.01. Dapat dikatakan belum mencapai kondisi konvergen karena MSE yang dihasilkan belum mencapai goal MSE yang telah ditentukan. Performa MSE *testing* menunjukkan angka yang lebih kecil dibandingkan dengan performa MSE *training*. Berdasar hasil performa MSE *testing* yang lebih baik, ini menunjukkan bahwa arsitektur tidak mengalami kondisi *overfitting*. Menurut Badieah *et al.* (2016), kondisi *overfitting* yang terjadi pada arsitektur menunjukkan bahwa jaringan hanya menghafalkan pola data yang terdapat pada dataset. Kondisi

overfitting ini ditunjukkan dengan nilai MSE *training* yang lebih kecil dari MSE *testing*. Sedangkan arsitektur yang tidak mengalami *overfitting* menunjukkan bahwa jaringan dapat menggeneralisasi pola data yang baru.

Jie Lu *et al.* (2012) menyatakan bahwa hasil kinerja *backpropagation* dipengaruhi oleh pemodelan arsitektur jaringan dan parameter yang digunakan, yaitu jumlah *node* pada setiap lapisan dan *learning rate*. *Learning rate* merupakan salah satu aspek penting dari model *backpropagation* karena tingkat belajar yang terlalu rendah maka akan cenderung memperlambat proses *training* sebelum mencapai konvergen, sementara jika tingkat *training* yang terlalu tinggi dapat menyebabkan ketidakmampuan untuk mencapai kondisi konvergen.



Gambar 4.3 Koefisien Korelasi Data Training (kiri) dan Data Testing (kanan)

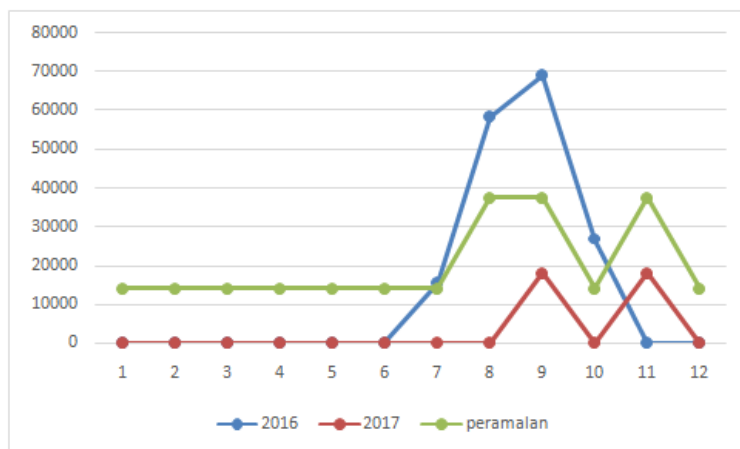
Gambar 4.3 menampilkan hasil koefisien korelasi (R) dari proses *training* dan *testing*. Nilai koefisien korelasi yang di dapat untuk training adalah 0.75312 dan testing adalah 0.80014. Koefisien korelasi dengan nilai 0.6-0.8 sudah termasuk dalam kategori kuat (Pangestu dan Rahmat, 2015). Maka dapat dikatakan dengan nilai koefisien korelasi 0.80014 jaringan dapat

repository.ub.ac.id

mengenali pola data dengan baik dengan nilai yang mendekati angka 1.

4.7 Hasil Peramalan

Hasil peramalan yang dihasilkan dari perhitungan jaringan saraf tiruan digunakan untuk menentukan apakah model yang terpilih dapat digunakan untuk meramalkan permintaan tahun berikutnya. Hasil peramalan dibandingkan dengan data jumlah permintaan kopi pada tahun 2017 yang sebenarnya. Hasil peramalan permintaan keseluruhan dapat dilihat pada **Lampiran 9**. Grafik jumlah permintaan berdasarkan hasil peramalan dan jumlah permintaan pada tahun 2017 dapat dilihat pada **Gambar 4.4**.



Gambar 4.4 Grafik Jumlah Permintaan

Seperti yang telah disebutkan sebelumnya, dengan koefisien korelasi 0.80014 dapat menggambarkan *output* (2016) dengan baik. Hasil peramalan juga memiliki pola yang menyerupai permintaan di tahun berikutnya yaitu tahun 2017 dengan perbedaan angka yang besar pada hasil peramalan dengan permintaan tahun 2017. Perbedaan angka tersebut yaitu sebesar 14047,17 dengan nilai MSE sebesar 0.5034

belum mencapai goal MSE. Hal ini dapat disebabkan oleh angka data input yang memiliki perbedaan yang besar yaitu terdapat angka 0 dikarenakan tidak terdapat permintaan pada bulan-bulan tertentu. Terdapat beberapa titik yang memiliki kesamaan pada penurunan permintaan. Kesamaan terjadi pada bulan Januari hingga Juli yang cenderung tetap, kesamaan terjadinya penurunan terdapat pada bulan Oktober dan Desember. Hasil peramalan yang memiliki perbedaan angka ini perlu dilakukan penyesuaian terhadap angka peramalan agar dapat digunakan sebagai masukan di perusahaan, Terdapat beberapa perbedaan yaitu peningkatan permintaan yang terjadi pada bulan 8 (peramalan), pada kenyataannya tidak terdapat permintaan pada tahun 2017. Tidak ada permintaan pada bulan Agustus tersebut dapat dipengaruhi oleh kebutuhan *customer*. Jumlah permintaan pada tahun 2017 cenderung lebih sedikit dari tahun sebelumnya yaitu sejumlah 18000 di bulan September dan 18000 di bulan November. Hal ini dapat terjadi dimungkinkan oleh faktor lain seperti jumlah permintaan produk kopi kepada perusahaan *customer*, stok kopi yang dimiliki oleh *customer*, dan harga kopi (Febrina *et al.*, 2013).



BAB V PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Penelitian ini memilih arsitektur terbaik dengan perhitungan jaringan saraf tiruan menggunakan variasi persentase dataset, fungsi pembelajaran, dan fungsi aktivasi. Input yang digunakan yaitu biaya produksi, jumlah persediaan, harga kopi dunia, dan nilai tukar dollar ke rupiah. Sedangkan data output yang digunakan adalah jumlah permintaan. Model terbaik yang digunakan yaitu dengan jumlah satu *hidden layer*, persentase dataset 80% (*training*) 20% (*testing*), fungsi pembelajaran trainlm, dan kombinasi fungsi aktivasi logsig logsig. Arsitektur terbaik yang digunakan untuk meramalkan permintaan kopi di PTPN XII kebun Bangelan adalah 4-8-2-1 (4 *neuron input*, 8 *neuron hidden layer* pertama, 2 neurin *hidden layer* kedua dan 1 *neuron output*).

Hasil peramalan yang dihasilkan bila dibandingkan dengan data jumlah permintaan di tahun 2017, terdapat beberapa kesamaan pola dengan perbedaan angka yang besar. Arsitektur terpilih memiliki koefisien korelasi *testing* sebesar 0.8001 dan nilai MSE *testing* sebesar 0.5034, serta tidak mengalami *overfitting*. Nilai korelasi yang didapat termasuk dalam kategori kuat, tetapi belum mencapai nilai *goal* MSE (0.01) yang telah ditentukan.

5.2 Saran

Penelitian ini dapat menjadi pertimbangan perusahaan dalam penggunaan metode Jaringan Saraf Tiruan untuk melakukan peramalan permintaan. Pada penelitian selanjutnya dapat menentukan perlakuan tertentu untuk diterapkan pada data musiman yang tidak terdapat angka permintaan pada bulan-bulan tertentu yang menyebabkan tingginya perbedaan angka. Penelitian ini belum melakukan perancangan dan pembuatan sistem pendukung keputusan (aplikasi *user interface*) yang dapat dilakukan pada penelitian selanjutnya.



DAFTAR PUSTAKA

- Athoillah, M., Isa I., dan Elly M. 2015. ***Study Comparison of SVM-, K-NN- And Backpropagation-Based Classifier for Image Retrieval***. *Journal of Computer Science and Information*. 8(1): 11-18.
- Azis, M., Sri M., dan Maryam N. 2015. **Manajemen Investasi Fundamental, Teknikal, Perilaku Investor dan Return Saham**. Depublish. Yogyakarta.
- Badieah, Rachmat G., Bayu S. 2016. **Metode Jaringan Syaraf Tiruan untuk Prediksi Performa Mahasiswa pada Pembelajaran Berbasis Problem Based Learning (PBL)**. *Jurnal Sistem Informasi Bisnis*. 6(1): 46-58.
- Chandra, D., Hanung I., dan Eka K. 2013. **Prospek Perdagangan Kopi Rubusta Indonesia di Pasar Internasional**. *JIIA*. 1(1): 10-15.
- Davim, P. 2012. ***Mechatronics and Manufacturing Engineering: Research and Development***. Woodhead. New Delhi.
- Demuth, H. dan Hagan, M. 2009. ***Matlab Neural Network Toolbox Users Guide Vol 6***. MathWorks. Natick.
- Desiani, A. dan Muhammad A. 2006. **Konsep Kecerdasan Buatan**. Penerbit Andi. Yogyakarta.
- Dixit, P. dan Uday D. 2008. ***Modeling of Metal Forming and Machining Processes: by Finite Elemeny and Soft Computing Methods***. Springer. London.
- Erni, E., Syamsul M., Nastiti S., Machfud, dan Soeharto H. 2012. **Model Perkiraan Harga Permintaan pada Rantai Pasok Karet Spesifikasi Teknis menggunakan Jaringan Saraf Tiruan**. *Jurnal Sains dan Teknologi*. 1(3): 116-123.
- Fausett, L. 1994. ***Fundamentals of Neural Network: Architectures, Algorithms, and Applications***. Prentice-Hall. London.
- Febrina, M, Faula A., dan Ratna. 2013. **Peramalan Jumlah Permintaan Produksi Menggunakan Metode Jaringan**

- Syaraf Tiruan (JST) Backpropagation.** Jurnal Teknik Industri. 1(2):174-179.
- Ferlianto, L, Evi I., dan Tina R. 2006. **Komoditi Investasi Strategis.** Elex Media Komputindo. Jakarta.
- Fatmawati, Rostin, dan Jamal. 2016. **Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Permintaan Daging Sapi di Indonesia.** Jurnal Ekonomi. 1(1): 128-134.
- Ferlianto, L., Evi I., dan Tina R. 2006. **Komoditi Investasi Paling Prospektif.** Elex Media Komputindo. Jakarta.
- Gaspersz, V. 2005. **Production Plan and Inventory Control.** Gramedia Pustaka Utama. Jakarta.
- Hariati, I., Panji D., dan Ika A. 2012. **Peramalan Permintaan Produk Keripik Tempe CV Aneka Rasa Dengan Metode Jaringan Syaraf Tiruan.** Jurnal Industri. 1(1): 10-21.
- Hetharia, D., Syamsul M., Yandra A., dan Titi C. 2011. **Prediksi Produksi Jagung dalam Model Penyediaan Tepung Jagung pada Ranta Pasok Jagung.** Jurnal Teknik Industri. 1(2): 125-223.
- Hettiarachichi, H. dan Banneheka. 2013. **Time Series Regression and Artificial Neural Network Approaches for Forecasting Unit Price of Tea at Colombo Auction.** Journal National Science Foundation Sri Lanka. 41(1): 35-40.
- Hermawan, A. 2006. **Jaringan Syaraf Tiruan, Teori dan Aplikasi.** ANDI. Yogyakarta.
- Hermawan, D., Sucipto, dan Danang S. 2017. **Pendugaan Nilai Kimia dan Fisik Tebu (*Saccharum Officinarum* L) dengan Pengukuran Sifat Biolistrik pada Frekuensi Rendah dan Pemodelan *Artificial Neural Network* (ANN).** Tugas Akhir. Tidak diterbitkan. Fakultas Teknologi Pertanian Universitas Brawijaya: Malang.
- Indah, S dan Anatta, S. 2011. **Penerapan Jaringan Saraf Tiruan Metode Backpropagation Menggunakan VB 6.** Jurnal ULTIMATICS. 3(2): 24-28.
- Irwansyah, E. dan Muhammad F. 2015. **Advanced Clustering: Teori dan Aplikasi.** DeePublish. Jakarta.
- Jampes, S. 2009. **Kitab Kopi dan Rokok.** Pustaka Pesantren. Yogyakarta.

- Jie Lu, C., Tian S., dan Chia M. 2012. ***Sales Forecasting for Computer Wholesaler: A Comparison of Multivariate Adaptive Regression Splines and Artificial Neural Network***. Jurnal *Decision Support System*. 54(2012): 584-596.
- Jumarwanto, A., Rudy H., dan Dhidik P. 2009. ***Aplikasi Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation untuk Memprediksi Penyakit THT di Rumah Sakit Mardi Rahayu Kudus***. Jurnal *Teknik Elektro*. 1(1): 11-21.
- Kim, Y. 2016. ***Progress in Civil, Architectural and Hydraulic Engineering***. CRC Press. London.
- Kumar, A. dan Rachana S. 1998. ***Managerial Economics***. Atlantic Publishers. New Delhi.
- Kusrini dan Emha T. 2009. ***Algoritma Data Mining***. Penerbit Andi. Yogyakarta.
- Kusumaningsih, D. dan Stefanus A. 2016. ***Penggunaan Metode Backpropagation Artificial Neural Network dalam Sistem Pengenalan Notasi Balok menjadi Midi***. Jurnal *Telematika MKOM*. 8(2): 146-152.
- Laudon, K. dan Jane P. 2008. ***Sistem Informasi Manajemen 2 Edisi 10***. Salemba Empat. Jakarta.
- Lesnussa, Y, Latuconsina, dan Persuleassy. 2015. ***Aplikasi Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation untuk Memprediksi Prestasi Siswa SMA***. Jurnal *Matematika Integratif*. 11(2): 149-160.
- Lewis, C. 1997. ***Demand Forecasting and Inventory Control***. Woodhead Publishing. England.
- Mallini, L., Wike A., dan Shynta A. 2014. ***Peramalan Permintaan dengan Pendekatan Marketing Mix pada Produk Keripik Apel Menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan (Studi Kasus di UKM So Kressh Malang)***. Tugas Akhir. Tidak diterbitkan. Fakultas Teknologi Pertanian Universitas Brawijaya: Malang.
- Manalu, M. 2016. ***Jaringan Syaraf Tiruan untuk Memprediksi Curah Hujan Sumatera Utara dengan Metode Backpropagation (Studi Kasus: BMKG Medan)***. Jurnal *Riset Komputer*. 3(1): 35-40.

- Narchrow, N dan Hardius. 2004. **Teknik Pengambilan Keputusan**. Grasindo. Jakarta.
- Novita, E., Rizal S., Erliza N., dan Sri M. 2010. **Peningkatan Mutu Biji Kopi Rakyat dengan Pengolahan Semi Basah Berbasis Produksi Bersih**. Jurnal Agrotek. 4(1): 76-90.
- Olson, D. dan Yong S. 2008. **Pengantar Ilmu Penggalan Data**. Salemba Empat. Jakarta.
- Pangestu, S. dan Rahmat G. 2015. **Evaluasi Model Jaringan Syaraf Tiruan Metode *Backpropagation* untuk Prediksi Iklim Ekstrim dengan Korelasi Curah Hujan dan Tinggi Muka Laut di Semarang**. *Youngster Physics Journal*. 4 (1). 67-72.
- Panggabean, E. 2010. **Buku Pintar Kopi**. AgroMedia Pustaka. Jakarta
- Pitoyo, W. 2012. **Strategi Jitu Memenangi Perkara Perdata dalam Praktik Peradilan**. Visimedia. Jakarta.
- Ponte, Stefano. 2002. ***The 'Latte Revolution'? Rekopition, Markets and Consumption in the Global Coffee Chain***. World Development. 30(7):1099-1122.
- Prasetya, H dan Fitri L. 2009. **Manajemen Operasi**. MedPress. Yogyakarta.
- Rangkuti, F. 2005. ***Business Plan: Teknik Membuat Perencanaan Bisnis dan Analisis Kasus***. Gramedia Pustaka Utama. Jakarta
- Rarahjo, P. 2012. **KOPI**. Penebar Swadaya. Jakarta.
- Rosliyani, N. 2008. **29 Resep Kopi Nikmat: *Numero Uno Coffee***. Pustaka Anggrek. Yogyakarta.
- Sayekti, I., Rahmat G., dan Aris S. 2012. **Pengujian Model Jaringan Syaraf Tiruan untuk Kualifikasi Calon Mahasiswa Baru Program Bidik Misi**. Jurnal Sistem Informasi Bisnis. 2(3):144-148.
- Siagian, Y. 2005. **Aplikasi *Supply Chain Management* dalam Dunia Bisnis**. Grasindo. Jakarta.
- Siang, 2005. **Jaringan Syaraf Tiruan dan Pemrogramannya menggunakan Matlab**. ANDI. Yogyakarta.
- Siswoputranto, P. 1993. **Kopi Internasional dan Indonesia**. Kanisius. Yogyakarta.

- Sofiah, L., Yudisthira, dan Romadhon. 2008. **Panduan Belajar Ekonomi**. Grasindo. Jakarta.
- Sopyan, D. 2012. **Benar-Benar Unik Tapi Nyata: 1100++ Fakta Unik dan Menakjubkan di Dunia**. Media Pusindo. Depok.
- Soviandre, E., Al M., dan Dahlan F. 2014. **Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Volume Ekspor Kopi dari Indonesia ke Amerika Serikat**. Jurnal Administrasi Bisnis. 14(2): 1-8.
- Subagyo, A. 2007. **Studi Kelayakan**. Elex Media Komputindo. Jakarta.
- Sugiarto, Tedy, Brastoro, Rachmat, dan Said. 2002. **Ekonomi Mikro**. Gramedia Pustaka Utama. Jakarta.
- Suwarto, Yuke O., dan Silvia H. 2014. **Top 15 Tanaman Perkebunan**. Penebar Swadaya. Jakarta.
- Tarigan, G., Manyuk F., dan Imam S. 2010. **Analisa Prediksi Debit Runtun Waktu menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Algoritma *Backpropagation* (Studi Kasus DAS Indragiri)**. Jurnal Teknik. 1(2): 1-14.
- Taylor, B. 2006. ***Methods and Procedures for The Verification and Validation of Artificial Neural Networks***. Springer. London.
- Wu, F. dan Shengwen Q. 2013. ***Global View of Engineering Geology and the Environment***. CRC Press. London
- Wuryandari, M. dan Irawan A. 2012. **Perbandingan Metode Jaringan Syaraf Tiruan *Backpropagation* dan *Learning Vector Quantization* pada Pengenalan Wajah**. Jurnal Komputer dan Informatika. 1(1): 45-51.
- Yao Lo, C., I Hou C., dan YunPai Y. 2011. ***Intelligent Demand Forecasting Model with Backpropagation Neural Network for Fish Product***. Journal Of Applied Sciences, Engineering and Technology. 3(5): 447-445.
- Zhang, G. 2004. ***Neural Network in Business Forecasting***. Idea Group. New York
- Zhang, G., Eddy P., dan Michael Y. 1998. ***Forecastin with Artificial Neural Network: The State of The Art***. International Journal of Forecasting. 14(1998): 35-62.

